

Département de géomatique appliquée  
Faculté des lettres et sciences humaines  
Université de Sherbrooke

**Caractérisation des sols saturés en milieu agricole à partir d'images Radarsat-2**

Juliette Lapeyre

Mémoire présenté pour l'obtention du grade de Maître ès sciences (M.Sc.),

Cheminement en télédétection

© Juliette Lapeyre, 2019

**Directrice de recherche :**

Ramata Magagi

Département de géomatique appliquée

Faculté des Lettres et Sciences Humaines

Université de Sherbrooke, QC

**Co-directeur de recherche :**

Kalifa Goïta

Département de géomatique appliquée

Faculté des Lettres et Sciences Humaines

Université de Sherbrooke, QC

**Membre du jury interne :**

Jean-Marie M. Dubois

Département de géomatique appliquée

Faculté des Lettres et Sciences Humaines

Université de Sherbrooke, QC

**Membre du jury externe :**

Abou M. Niang

Institut de recherche et de développement en agroenvironnement

Québec, QC

## Résumé du projet

La saturation en eau des sols (correspondant à des taux d'humidité maximums) peut entraîner un important ralentissement du développement physiologique de la plante, voir une asphyxie des racines menant à la mort de la plante, et ainsi diminuer les rendements agricoles. Étant donné que chaque type de sol a des caractéristiques particulières, dont une capacité à retenir l'eau et un degré de saturation qui lui est propre, il est intéressant d'aller au-delà de la mesure du taux d'humidité en apportant de nouvelles informations sur l'état de saturation des sols étudiés. Un sol peut être saturé plusieurs heures sans que cela ne soit vraiment problématique pour les cultures présentes sur le sol, ce qui est nuisible c'est lorsque la saturation perdure, c'est pourquoi il est aussi nécessaire de connaître la durée de saturation de ces sols. Pour répondre à cette problématique, notre objectif principal est de développer une méthodologie permettant de détecter les sols saturés en milieu agricole à partir de données Radarsat-2. Cet objectif se décompose en quatre grands axes : déterminer les caractéristiques ayant le plus d'influence sur l'humidité du sol et le signal radar, évaluer la capacité de Radarsat-2 pour la détection de taux d'humidité élevés supportés par les cultures, tester le potentiel d'indices d'humidité basés sur le coefficient de rétrodiffusion ou sur une décomposition polarimétrique en conditions de saturation, et enfin appliquer les meilleurs indices sur une série de données radar multi-dates pour déterminer la durée de saturation des sols. Notre zone d'étude regroupe environ 50 champs de cultures et textures différentes, et se situe aux environs d'Elm Creek au Manitoba. Les données de réalité terrain, issues de la campagne de terrain SMAPVEX-12 (ayant pour objectif la validation des données de simulation SMAP), sont utilisées pour développer la méthodologie et évaluer les indices d'humidité. Les analyses statistiques menées ont permis de mettre en évidence que la texture du sol et le type de culture ont une influence majeure sur l'humidité du sol et le coefficient de rétrodiffusion. La classification des sols saturés et non saturés a été élaborée pour chaque indice d'humidité et selon différents seuils de saturation, établis à partir de la saturation théorique du signal radar et des seuils de tolérance à l'humidité des cultures. L'indice d'humidité  $\Delta - index(i, t, c)$ , qui évalue le degré de saturation d'un champ (de texture et de culture données) selon une référence sèche, a démontré les meilleurs résultats de classification (accord excellent entre les données terrain et les classes basées sur l'indice, avec un coefficient kappa de 0,80) lorsque le d'humidité correspond à  $0,35 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$  d'humidité. L'indice  $ms(i, t, c)$ , qui comprend une référence humide dans son calcul, permet aussi une bonne classification des sols saturés en fonction du seuil

de tolérance des cultures, qui varie selon chaque texture (kappa de 0,72). L'analyse menée sur l'indice polarimétrique  $\alpha_1$  a démontré un bon potentiel pour la détection des sols saturés pour un certain type de culture. Les profils temporels et la cartographie des indices d'humidité  $ms(i, t, c)$  et  $\Delta - index(i, t, c)$  ont permis de mettre en évidence les champs saturés à plusieurs reprises et potentiellement soumis à des problèmes de drainage.

## Abstract

Soil water saturation (corresponding to maximum moisture levels) can cause a significant slowdown in the physiological development of the plant, like asphyxiation of the roots leading to the death of the plant, and thus reduce agricultural yields. Since each type of soil has specific characteristics, including an ability to retain water, it is interesting to go beyond the measurement of moisture content by providing new information on the state of saturation of the studied soils. A soil can be saturated for several hours without this being dangerous for the crops present on the ground, which is harmful when it persists, that's why it is also necessary to know the duration of saturation of these soils. To answer this problematic, our main objective is to develop a methodology to detect saturated soils in agricultural environment from Radarsat-2 data. This objective is divided into four main axes: to determine the characteristics having the most influence on the soil moisture and the radar signal, to evaluate the capacity of Radarsat-2 for the detection of high soil moisture levels supported by crops, to test the potential of wetness indices based on the backscattering coefficient or a polarimetric decomposition under saturation conditions, and finally apply the best indices on a series of multi-temporal radar data to determine the duration of saturation of the soils. Our study area consists of approximately 50 fields of different cultures and textures and is located around Elm Creek, Manitoba. Field data from the Smapvex-12 field campaign are used to develop the methodology and evaluate the wetness indices. Statistical analyzes have shown that soil texture and crop type have a major influence on soil moisture and backscatter coefficient. The classification of saturated and unsaturated soils was made for each moisture index and at different saturation thresholds, based on the theoretical saturation of the radar signal and the crop moisture tolerance thresholds. The wetness index  $\Delta\text{-index}(i,t,c)$ , which evaluates the degree of saturation of field (with given texture and culture) according to a dry reference, has shown the best classification results (excellent agreement between field data and index-based classes, with a kappa coefficient of 0.80) when the class separation threshold is  $0.35 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$  of moisture. The index  $ms(i,t,c)$  which also includes a wet reference in its calculation, allows a good classification of saturated soils according to the crop tolerance threshold, which varies according to each texture (kappa of 0.72). The analysis carried out on the  $\alpha_1$  polarimetric index, which demonstrated a good potential for the detection of saturated soils for a certain type of culture. The temporal profiles and the mapping of the wetness indices  $ms(i,t,c)$  and  $\Delta\text{-index}(i,t,c)$  have made it possible to highlight the fields saturated several times and potentially subject to drainage problems.

## Table des matières

Résumé du projet.....	ii
Abstract .....	iv
Table des matières .....	v
Liste des figures.....	ix
Liste des tableaux .....	xiii
Glossaire.....	xv
Remerciements .....	xvii
Chapitre 1 : Introduction .....	1
1 Problématique.....	1
2 Objectifs.....	4
3 Hypothèses.....	5
Chapitre 2 : Cadre théorique.....	6
1 Notions de pédologie et d'agronomie relatives à l'étude des conditions de saturation en eau du sol .....	6
1.1 Définitions liées au sol .....	6
1.2 Définitions liées à l'humidité du sol.....	8
1.3 Description des relations entre le sol, l'eau et la plante .....	10
1.4 Définition des seuils de tolérance des cultures .....	12
2 Notions relatives au radar .....	16
2.1 Radar à Synthèse d'Ouverture.....	16
2.2 Signal radar incohérent.....	17
2.2.1 Comportement du coefficient de rétrodiffusion avec les paramètres du capteur .....	17
2.2.2 Comportement du coefficient de rétrodiffusion avec les paramètres de surface .....	20
2.3 Notions de polarimétrie .....	23
3 Indices d'humidité .....	24
3.1 Indices d'humidité développés à partir du coefficient de rétrodiffusion.....	24

3.2	Indice d'humidité développé à partir de la polarimétrie .....	26
Chapitre 3 : Cadre expérimental.....		27
1	Sites d'étude.....	27
1.1	SMAPVEX-12.....	27
1.2	SMAPVEX16-MB .....	28
2	Données du projet.....	29
2.1	Images Radarsat-2 des campagnes de terrain.....	29
2.2	Images Radarsat-2 de référence.....	30
2.3	Données auxiliaires .....	34
2.3.1	Données de précipitations .....	34
2.3.2	Données des types de sol.....	34
2.3.3	Texture du sol.....	34
2.3.4	Données d'inventaire des cultures .....	35
2.3.5	Données vectorielles du réseau de transport .....	35
2.4	Données terrain.....	35
2.4.1	Humidité du sol .....	35
2.4.2	Rugosité de surface .....	38
3	Méthodologie.....	38
3.1	Pré-traitement des images radar .....	38
3.2	Analyses statistiques.....	41
3.2.1	Caractérisation de la distribution statistique des variables .....	41
3.2.2	Analyse en Composantes Principales (ACP) .....	41
3.2.3	Analyse de variance (ANOVA) .....	42
3.2.4	Régressions linéaires .....	42
3.2.5	Coefficient Kappa de Cohen .....	43
3.3	Correction des données d'humidité des stations en fonction des données TDR.....	44

3.4	Calcul des seuils de tolérance des cultures .....	45
3.5	Extraction des paramètres nécessaires au calcul des indices d'humidité et des seuils de saturation testés .....	46
3.6	Comparaison et validation des indices .....	47
3.7	Analyse multi-dates .....	49
Chapitre 4 : Résultats et discussions .....		50
1	Analyses statistiques .....	50
1.1	Distribution des variables quantitatives utilisées .....	50
1.2	Analyse des corrélations entre les différentes caractéristiques du sol.....	53
1.3	Influence des caractéristiques du sol sur l'humidité de surface et le signal radar.....	56
1.4	Conclusion sur l'influence des caractéristiques du sol.....	58
2	Correction des données d'humidité des stations en fonction des données TDR .....	58
3	Seuils de tolérance des cultures .....	60
4	Extraction des coefficients de rétrodiffusion de référence et calcul des indices.....	64
4.1	Polarisation HH .....	64
4.2	Polarisation HV .....	72
4.3	Conclusion.....	78
5	Validité des régressions obtenues.....	78
5.1	Recherche des points leviers .....	78
5.2	Classification pour la combinaison texture argileuse et culture de blé en polarisation HH 80	
6	Étude de l'indice $\alpha 1$ .....	81
6.1	Analyse des données aberrantes .....	81
6.2	Analyses des corrélations par classe d'humidité .....	84
6.3	Conclusion sur l'indice $\alpha 1$ .....	87
7	Évaluation des indices .....	87
7.1	Classification basée sur les données SMAPVEX-12 en polarisation HH.....	87
7.1.1	Résultats de classification pour les indices utilisés individuellement ou combinés ....	87



7.1.2	Conclusion sur les indices d'humidité et les seuils de tolérance pour les données SMAPVEX-12 .....	91
7.1.3	Étude des champs non détectés comme saturés .....	92
7.2	Validation avec les données SMAPVEX16-MB en polarisation HH .....	94
8	Calcul des durées de saturation : analyse multi-dates.....	95
8.1	Durées de saturation des champs correctement détectés comme saturés par les indices ....	96
8.2	Analyse des profils temporels des champs saturés.....	98
8.3	Cartographie des durées de saturation.....	101
8.3.1	Composées colorées multi-dates des degrés d'humidité du sol obtenus à partir des indices $\Delta - \textit{index}(i, t, c)$ et $\textit{msi}, t, c$ .....	101
8.3.2	Composées colorées multi-dates des sols saturés obtenus à partir des indices $\Delta - \textit{index}(i, t, c)$ et $\textit{msi}, t, c$ .....	106
8.4	Conclusion sur l'analyse multi-dates.....	110
	Conclusion et perspectives .....	111
	Références .....	113
	ANNEXE 1 : table de Grubbs (Grubbs, 1969).....	124

## Liste des figures

Figure 1: Comparaison des données de précipitations enregistrées en 2014 au Canada par rapport aux années précédentes (Agriculture et Agroalimentaire Canada, 2014).....	1
Figure 2: Diagramme des textures du GEPPA (1967). Extrait de Baize (2000).....	7
Figure 3: Composition et états critiques d'un sol (Beauchamp, 2006).....	9
Figure 4 : Schéma conceptuel de la notion de seuil de saturation, réalisé à partir des notions présentées dans Kirkham (2005).....	14
Figure 5 : Schéma représentant l'acquisition de données par un Radar à Synthèse d'ouverture (Alaska Satellite Facility).....	17
Figure 6 : Sensibilité du radar à l'humidité du sol en fonction de la fréquence pour différents angles d'incidence (Ulaby <i>et al.</i> , 1986).....	18
Figure 7: Influence de l'angle d'incidence et de la polarisation sur le coefficient de rétrodiffusion (Reproduite selon Fung, 1994) .....	19
Figure 8 : Schéma des principaux mécanismes de rétrodiffusion du signal radar sur un sol couvert de végétation. Réalisé d'après Proisy (2014).....	20
Figure 9 : Influence de la texture du sol sur la constante diélectrique du sol (Ulaby <i>et al.</i> , 1986)....	21
Figure 10: Influence de l'humidité de surface et de la végétation sur le coefficient de rétrodiffusion du sol (Ulaby <i>et al.</i> , 1986).....	22
Figure 11: Influence de la rugosité de surface et de l'angle d'incidence sur le coefficient de rétrodiffusion (reproduit d'après Ulaby <i>et al.</i> , 1986).....	23
Figure 12: Proportions des types de culture et des textures présents sur le site de SMAPVEX-12, .27	
Figure 13: Textures et types de culture présents sur le site SMAPVEX16-MB, selon la base de données de Smapvex16-MB .....	28
Figure 14 : Histogramme de l'image du 22 mai 2013 (référence sèche) normalisée à 25° .....	31
Figure 15 : Histogramme de l'image du 5 mai 2013 (référence sèche) normalisée à 25° .....	31
Figure 16 : Histogramme de l'image du 2 mai 2011 (référence humide) normalisée à 25° .....	32
Figure 17 : Histogramme de l'image du 22 mai 2011 (référence humide) normalisée à 25° .....	32
Figure 18: Valeur des coefficients de rétrodiffusion mesurés selon un même profil sur une image de référence humide (2 mai 2011) et une image de référence sèche (22 mai 2013).....	33

Figure 19 : Dispositif de mesure de l'humidité reproduit sur chaque champ lors des campagnes de terrain SMAPVEX-12 et SMAPVEX16-MB. (Source : McNairn et al., 2015) .....	36
Figure 20: Humidité mesurée au sol par classe de texture et par date, et précipitations mesurées pour la zone d'étude de SMAPVEX-12 au mois de juin 2012 .....	37
Figure 21: Humidité mesurée au sol et précipitations pour la zone d'étude de SMAPVEX16-MB au mois de juin 2016.....	37
Figure 22: Classes de rugosité présentes sur le Site de SMAPVEX-12 et SMAPVEX16-MB .....	38
Figure 23: Organigramme méthodologique pour la caractérisation des sols saturés en milieu agricole à partir d'images Radarsat-2 .....	40
Figure 24 : Exemple de régression linéaire obtenue, et de l'extraction des coefficients de rétrodiffusion de référence, et des coefficients de rétrodiffusion associés aux seuils de saturation testés .....	46
Figure 25: Distribution des mesures d'humidité avant suppression des données aberrantes .....	50
Figure 26 : Distribution des $\sigma^0$ en polarisation HH avant suppression des données aberrantes.....	51
Figure 27 : Distribution des coefficients de rétrodiffusion en polarisation HV avant suppression des données aberrantes .....	51
Figure 28 : Composantes Principales de l'ACP.....	54
Figure 29 : Cercle des corrélations de l'ACP .....	55
Figure 30 : Régressions linéaires obtenues par type de culture, avant et après correction des données des stations en fonction des données TDR.....	59
Figure 31 : Modélisation du potentiel de succion selon l'humidité du sol par Brooks et Corey (1964), pour un sol de texture sablo-limoneuse (à gauche) et argileuse (à droite).....	60
Figure 32 : Graphiques de simulation des seuils de tolérance $\theta_{up} - uni$ selon les différentes textures .....	62
Figure 33 : Comparaison des valeurs de $\theta_{up} - uni(tol, v, t)$ , $\theta_{up} - uni(tol, t)$ et des seuils de saturation mv(30) et mv(35) pour chaque texture.....	63
Figure 34: Régressions linéaires obtenues en polarisation HH pour les différentes combinaisons texture et culture, et extraction des coefficients de rétrodiffusion de référence et des coefficients de rétrodiffusion associés aux degrés de saturation testés. ....	69
Figure 35 : Régressions linéaires obtenues en polarisation HV pour les différentes combinaisons texture et culture, et extraction des coefficients de rétrodiffusion de référence et des coefficients de rétrodiffusion associés aux degrés de saturation testés. ....	76

Figure 36 : Distance de Cook pour les points de la régression associée à la combinaison texture limono-argileuse et culture de canola en polarisation HH .....	78
Figure 37 : Distance de Cook pour les points de la régression associée à la combinaison texture limono-argileuse et culture de blé en polarisation HH.....	79
Figure 38 : Distance de Cook pour les points de la régression associée à la combinaison texture argileuse et culture de blé en polarisation HH .....	79
Figure 39 : Statistiques descriptives de l'indice $\alpha_1$ associées à la classe d'humidité faible.....	81
Figure 40 : Statistiques descriptives de l'indice $\alpha_1$ associées à la classe d'humidité moyenne .....	81
Figure 41 : Statistiques descriptives de l'indice $\alpha_1$ associées à la classe d'humidité élevée.....	82
Figure 42: Distance de Cook obtenue pour les valeurs de l'indice $\alpha_1$ correspondant à la classe d'humidité faible.....	83
Figure 43 : Distance de Cook obtenue pour les valeurs de l'indice $\alpha_1$ correspondant à la classe d'humidité moyenne .....	83
Figure 44 : Distance de Cook obtenue pour les valeurs de l'indice $\alpha_1$ correspondant à la classe d'humidité élevée.....	83
Figure 45 : Corrélations obtenues entre l'indice $\alpha_1$ et l'humidité terrain pour les données du 5 et 12 juin 2012.....	84
Figure 46 : Corrélation entre l'humidité du sol et l'indice $\alpha_1$ pour la classe d'humidité élevée, avec distinction des types de culture pour les données du 5 et 12 juin 2012 .....	85
Figure 47: Structure et feuilles des principales cultures présentes sur le site d'étude de SMAPVEX-12.....	86
Figure 48 : Coefficients kappa obtenus pour chaque modèle et chaque seuil, lorsque les valeurs de l'indice $\mathbf{ms(i, t, c)}$ selon la texture et la culture sont prises en compte dans la classification des champs .....	88
Figure 49 : Coefficients kappa obtenus pour chaque modèle et chaque seuil, lorsque les valeurs de l'indice $\Delta - \mathbf{index(i, t, c)}$ selon la texture et la culture sont prises en compte dans la classification des champs .....	88
Figure 50 : Coefficients kappa obtenus pour chaque modèle et chaque seuil, lorsque les valeurs de l'indice $\mathbf{NBMI(i, t, c)}$ selon la texture et la culture sont prises en compte dans la classification des champs.....	89
Figure 51 : Coefficients kappa obtenus pour chaque modèle et chaque seuil, lorsque les valeurs des trois indices selon la texture et la culture sont prises en compte dans la classification des champs..	90

Figure 52 : Caractéristiques des champs saturés selon $mv(30)$ mais non détectés par l'indice $\Delta$ - $index(i,t,c)$ .....	92
Figure 53 : Caractéristiques des champs saturés selon $mv(35)$ mais non détectés par l'indice $\Delta$ - $index(i,t,c)$ .....	93
Figure 54 : Caractéristiques des champs saturés selon $\theta_{up-uni}(tol,v,t)$ mais non détectés par l'indice $ms(i,t,c)$ .....	94
Figure 55 : Taux d'humidité mesurées pour les champs de texture sablo-limoneuse et de culture de Maïs ou de Canola durant SMAPVEX16-MB .....	95
Figure 56 : Profil temporel du champ 31, de texture limono-argileuse et culture de blé .....	98
Figure 57 : Profils temporels des champs 45, 85 et 104, tous de texture argileuse et de culture de blé .....	100
Figure 58 : Profil temporel du champ 81, Texture limono-sableuse et culture de Blé .....	100
Figure 59 : Outils nécessaires à l'interprétation de l'image RGB en intensités : une carte du contenu en argile des sols (BNDS), et un diagramme des nuances de couleurs .....	102
Figure 60 : Résultats du calcul de l'indice $\Delta$ - $index(i,t,c)$ pour chaque date choisie .....	103
Figure 61 : Résultats de l'indice $\Delta$ – <b><math>index(i,t,c)</math></b> tout seuil confondu, pour les dates du 12 juin au matin (rouge), 19 juin au matin (vert) et du 26 juin en après-midi (bleu) .....	104
Figure 62 : Résultats du calcul de l'indice $ms(i,t,c)$ pour chaque date choisie .....	105
Figure 63 : Résultats de l'indice $ms(i,t,c)$ tout seuil confondu, pour les dates du 12 juin au matin (rouge), 19 juin au matin (vert) et du 26 juin en après-midi (bleu) .....	106
Figure 64 : Composée couleur présentant les résultats du $\Delta$ – <b><math>index(i,t,c)</math></b> sur toute la zone d'étude, pour les dates du 12 (bande rouge), 19 (bande verte) et 26 juin 2012 (bande bleue) .....	108
Figure 65 : Composée couleur présentant les résultats du $ms(i,t,c)$ sur toute la zone d'étude, pour les dates du 12 (bande rouge), 19 (bande verte) et 26 juin 2012 (bande bleue) .....	109

## Liste des tableaux

Tableau 1 : Calendrier d'acquisition et caractéristiques des images Radarsat-2 couvrant le site d'étude de SMAPVEX-12 durant le mois de juin.....	29
Tableau 2 : Calendrier d'acquisition et caractéristiques des images Radarsat-2 couvrant le site d'étude de SMAPVEX16-MB durant le mois de juin 2016 .....	30
Tableau 3: Caractéristiques des images radar de références sèche et humide .....	30
Tableau 4: Interprétation des valeurs que peut prendre le coefficient Kappa .....	44
Tableau 5 : Détail des seuils de saturation testés, coefficients de rétrodiffusion et valeurs d'indice associés.....	47
Tableau 6: Résultats du test de Grubbs sur les données extrêmes d'humidité et de coefficients de rétrodiffusion.....	52
Tableau 7 : Valeurs aberrantes identifiées avec le test de Grubbs et supprimées du jeu de données	52
Tableau 8: Résultats du test de Grubbs sur les données d'humidité et de coefficients de rétrodiffusion après suppression des valeurs aberrantes .....	53
Tableau 9 : Matrice de corrélation entre les différentes caractéristiques du sol testées.....	54
Tableau 10 : Résultats de l'ANOVA pour l'étude de l'influence de la texture, du type de culture et de la rugosité sur la variabilité des données d'humidité du sol, des coefficients de rétrodiffusion en polarisations HH et HV. MC = Moyenne des Carrés.....	56
Tableau 11 : Résultats de l'ANOVA comportant aussi l'humidité du sol comme variable explicative. MC = Moyenne des Carrés .....	57
Tableau 12 : Paramètres du sol nécessaires au calcul de $\theta_{up} - uni$ pour chaque texture.....	61
Tableau 13 : Paramètres des régressions linéaires significatives en polarisation HH et coefficients de rétrodiffusion de référence et associés aux différents seuils de saturation testés.....	70
Tableau 14 : Valeurs des trois indices correspondant aux coefficients de rétrodiffusion de références sèche et humide et aux coefficients de rétrodiffusion correspondant aux seuils de saturation testés	71
Tableau 15 : Redéfinition des bornes de l'indice $ms(i,t,c)$ pour la texture limono-sableuse.....	72
Tableau 16 : Corrélations entre l'humidité du sol et le coefficient de rétrodiffusion en HV par combinaison texture/rugosité .....	73
Tableau 17 : Paramètres des régressions linéaires significatives, coefficients de rétrodiffusion de référence (dB) et correspondant aux seuils de saturation testés.....	76

Tableau 18 : Valeurs des trois indices correspondant aux coefficients de rétrodiffusion sèche et humide et aux coefficients de rétrodiffusion correspondant aux seuils de saturation testés.....	77
Tableau 19 : Valeurs de <b>ms(i, t, c)</b> pour les coefficients de rétrodiffusion de référence et correspondant aux seuils de saturation testés pour la texture limono-sableuse, après redéfinition des bornes .....	78
Tableau 20 : Moyenne des coefficients de rétrodiffusion de référence selon les points pris en compte dans la régression .....	80
Tableau 21 : Coefficients kappa obtenus pour les trois indices d'humidité et le seuil de saturation <b>mv35</b> .....	80
Tableau 22 : Résultats du test de Grubbs pour l'indice <b>α1</b> selon les classes d'humidité établies .....	82
Tableau 23 : Synthèse des coefficients kappa moyens obtenus pour chaque indice et leur combinaison, et chaque seuil de saturation testé .....	91
Tableau 24 : Paramètres des corrélations obtenues entre les données terrain d'humidité de SMAPVEX16-MB et les données Radarsat-2 en polarisation HH correspondantes .....	94
Tableau 25 : Champs correctement détectés saturés selon le $\Delta - \text{index}(\mathbf{i}, \mathbf{t}, \mathbf{c})$ et le seuil d'humidité <b>mv30</b> . Texture limono-argileuse (la), sablo-limoneuse (sl), et argileuse (a).....	96
Tableau 26 : Champs correctement détectés saturés selon le $\Delta - \text{index}(\mathbf{i}, \mathbf{t}, \mathbf{c})$ et le seuil d'humidité <b>mv35</b> Texture limono-argileuse (la) et argileuse (a) .....	97
Tableau 27 : Champs correctement détectés saturés selon le <b>msi, t, c et le seuil <math>\theta_{up} - uni(tol, v)</math></b> Texture limono-sableuse (ls) et sableuse (s) .....	97

## Glossaire

$mv(30)$ :	Seuil d'humidité de $0,30 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$
$mv(35)$ :	Seuil d'humidité de $0,35 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$
NLWR :	( <i>Non Limiting Water Range</i> ) : Contenu en eau dans le sol disponible pour la plante. Concept créé par Letey (1985).
LLWR :	( <i>Least Limiting Water Range</i> ) Concept similaire au NLWR et repris par Da Silva <i>et al.</i> (1994), qui ont défini des valeurs pour les différents facteurs limitant la croissance des plantes.
Limite supérieure du LLWR :	Contenu en eau dans le sol à partir duquel la croissance de la plante est limitée par des facteurs externes.
$\theta_{up-uni}(tol, t)$ :	Limite supérieure du LLWR pour une culture peu développée dans un sol de texture t.
$\theta_{up-uni}(tol, v, t)$ :	Limite supérieure du LLWR pour une culture développée (en supposant une profondeur racinaire de 5 cm et un taux de consommation d'oxygène de $2,31.10^{-5} \text{ mol.m}^{-3}.\text{s}^{-1}$ ) dans un sol de texture t.
$\sigma_{hum}^0(tol, t, c)$ :	Coefficient de rétrodiffusion de référence humide correspondant à $\theta_{up-uni}(tol, t)$ , pour une texture t et une culture c données.
$\sigma_{hum}^0(tol, v, t, c)$ :	Coefficient de rétrodiffusion correspondant à $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$ , pour une texture t et une culture c données.
$\sigma_{sec}^0(t, c)$ :	Coefficient de rétrodiffusion de référence sèche, normalisé à un angle d'incidence de $25^\circ$ , pour une texture t et un type de culture c donné.
$\sigma_{hum}^0(t, c)$ :	Coefficient de rétrodiffusion de référence humide, normalisé à un angle d'incidence de $25^\circ$ , pour une texture t et un type de culture c donné
$\sigma_{hum}^0(30, t, c)$ :	Coefficient de rétrodiffusion de référence humide correspondant à un taux d'humidité de $0,30 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ , pour une texture et une culture données.



$\sigma_{hum}^0(35, t, c) :$	Coefficient de rétrodiffusion de référence humide correspondant à un taux d'humidité de $0,35 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ , pour une texture et une culture données.
$ms(i, t, c) :$	Valeur de l'indice d'humidité $ms$ pour le pixel $i$ , pour une texture $t$ et un type de culture $c$ donné.
$\Delta - index(i, t, c) :$	Valeur de l'indice d'humidité $\Delta - index$ pour le pixel $i$ , pour une texture $t$ et un type de culture $c$ donné.
$NBMI(i, t, c) :$	Valeur de l'indice d'humidité $NBMI$ pour le pixel $i$ , pour une texture $t$ et un type de culture $c$ donné.
$ms(30),$ $ms(35),$ $ms(tol, v, t) :$	Valeurs de l'indice $ms(i, t, c)$ lorsqu'il est calculé avec respectivement $\sigma_{hum}^0(30, t, c)$ , $\sigma_{hum}^0(35, t, c)$ et $\sigma_{hum}^0(tol, v, t)$ , soit les différents degrés de saturation testés.
$ms(sec),$ $ms(tol, t) :$	Valeurs de l'indice $ms(i, t, c)$ lorsqu'il est calculé avec respectivement $\sigma_{sec}^0(t, c)$ , et $\sigma_{hum}^0(tol, t)$ , soit les références sèches et humides.
$\Delta - index(30),$ $\Delta - index(35),$ $\Delta - index(tol, v, t) :$	Valeurs de l'indice $\Delta - index(i, t, c)$ lorsqu'il est calculé avec respectivement $\sigma_{hum}^0(30, t, c)$ , $\sigma_{hum}^0(35, t, c)$ et $\sigma_{hum}^0(tol, v, t)$ , soit les différents degrés de saturation testés.
$\Delta - index(sec),$ $\Delta - index(tol, t) :$	Valeurs de l'indice $\Delta - index(i, t, c)$ lorsqu'il est calculé avec respectivement $\sigma_{sec}^0(t, c)$ , et $\sigma_{hum}^0(tol, t)$ , soit les références sèches et humides.
$NBMI(30),$ $NBMI(35),$ $NBMI(tol, v, t) :$	Valeurs de l'indice $NBMI(i, t, c)$ lorsqu'il est calculé avec respectivement $\sigma_{hum}^0(30, t, c)$ , $\sigma_{hum}^0(35, t, c)$ et $\sigma_{hum}^0(tol, v, t)$ , soit les différents degrés de saturation testés.
$NBMI(sec),$ $NBMI(tol, t) :$	Valeurs de l'indice $NBMI(i, t, c)$ lorsqu'il est calculé avec respectivement $\sigma_{sec}^0(t, c)$ , et $\sigma_{hum}^0(tol, t)$ , soit les références sèches et humides.

## **Remerciements**

J'adresse mes remerciements à toutes les personnes qui ont contribué tout au long de ma maîtrise.

Tout d'abord, j'adresse mes remerciements à ma directrice de recherche Ramata Magagi et mon co-directeur Kalifa Goïta de l'Université de Sherbrooke, qui m'ont guidée et conseillée pour construire la méthodologie de ce projet et analyser les résultats.

Je remercie aussi Marc-Olivier Gasser, chercheur scientifique à l'Institut de recherche et de développement en agroenvironnement, qui m'a aidée pour le volet agronomique de mon mémoire.

J'adresse aussi mes remerciements à M Norm O'Neill, professeur titulaire de l'Université de Sherbrooke, pour m'avoir fourni des commentaires pertinents pour la rédaction de mon mémoire.

Je tiens aussi à remercier M Jean-Samuel Proulx-Bourque, agent de projet principal chez Ressources naturelles Canada, pour son accompagnement et ses conseils, ainsi que Mr Pierre Gravel, agent de projet principal chez Ressources Naturelles Canada, qui a pris le temps de m'aider à chercher et me fournir les données radar dont j'avais besoin.

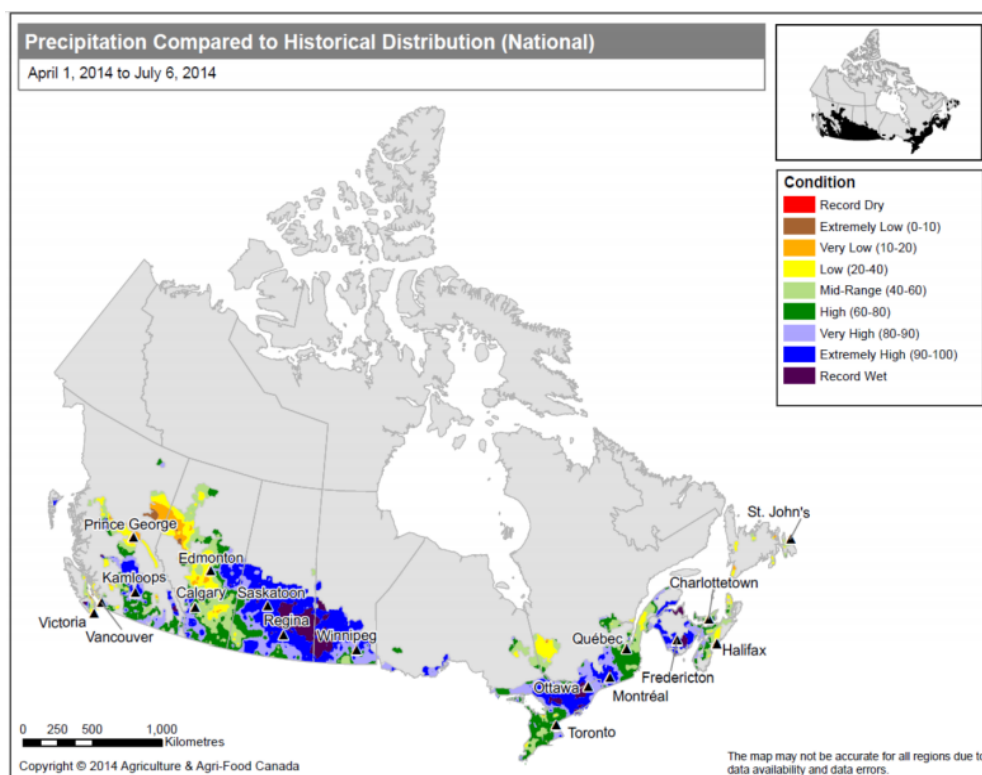
Je souhaite aussi remercier vivement Etienne Clabaut, Kevin Siebels et Wang Hongquan qui m'ont été d'une aide précieuse à plusieurs reprises.

Enfin, je tiens à remercier ma famille, mon conjoint et mes amis pour m'avoir soutenue ces trois dernières années.

# Chapitre 1 : Introduction

## 1 Problématique

Les changements climatiques sont à l'origine de diverses tensions environnementales, qui se manifestent différemment selon la zone géographique considérée (Lang, 2001). Certaines régions se réchauffent, et d'autres subissent un refroidissement (Warren and Lemmen, 2004). Ainsi, certaines zones s'assèchent tandis que d'autres sont soumises à une augmentation de la fréquence ou de l'importance des événements pluvieux (Warren and Lemmen, 2004). Ces perturbations environnementales peuvent avoir des impacts forts sur les sols agricoles et, par conséquent, sur les rendements des cultures. La province du Manitoba, contrairement à celle de l'Ontario, connaît en général une saison agricole peu touchée par de fortes précipitations. Cependant, certaines années font exception. Le ministère de l'Agriculture et de l'Agroalimentaire du Canada (AAFC) a par exemple enregistré en 2014 des taux de précipitations particulièrement élevés (figure 1).



**Figure 1: Comparaison des données de précipitations enregistrées en 2014 au Canada par rapport aux années précédentes (Agriculture et Agroalimentaire Canada, 2014)**

Le suivi temporel de l'humidité du sol aide par exemple dans la prédiction des inondations, puisqu'un sol saturé en eau ne peut pas absorber plus de pluie ou d'eau de ruissellement (Dorigo *et al.*, 2017). L'humidité du sol est aussi un paramètre important dans la modélisation du drainage qui peut fournir de l'information sur le potentiel hydroélectrique et d'irrigation d'un bassin.

La saturation en eau des sols agricoles peut entraîner un important ralentissement du développement physiologique de la plante, voir une asphyxie des racines menant à sa mort (Arvalis, 2017), et ainsi diminuer les rendements agricoles. Étant donné que chaque type de sol a des caractéristiques particulières, dont une capacité à retenir l'eau et donc un degré de saturation qui lui est propre, il est plus pertinent de se concentrer sur l'état de saturation du sol plutôt que de chercher uniquement les taux maximums d'humidité. De plus, il est nécessaire de connaître la durée de saturation de ces sols. En effet, un sol peut être saturé plusieurs heures sans que cela ne soit vraiment problématique pour les cultures présentes. Ce qui est nuisible c'est lorsque la saturation perdure (Arvalis, 2017). Nous cherchons aussi à savoir si cette saturation est uniquement due à de fortes précipitations le jour-même ou si cela révèle des problèmes de drainage.

De par leur nature, les mesures au sol sont ponctuelles, limitées dans le temps et l'espace, et ne permettent donc pas de couvrir de grands territoires. Ces dernières ne sont de ce fait pas représentatives de la répartition spatiale de l'humidité du sol, qui est une variable en constante évolution. L'extrapolation de ces mesures sur de plus grands territoires est à la fois complexe et coûteuse en temps et en argent (Byun *et al.*, 2014 ; de Tomás *et al.*, 2014). Utiliser des instruments de mesure au sol ne constitue donc pas une solution efficace de suivi et d'estimation de cette variable pour une couverture temporelle et spatiale aux échelles régionales ou globales (Rahimzadeh-Bajgiran *et al.*, 2013). Selon la densité des points de mesure, l'extrapolation de l'humidité du sol peut être inadaptée aux zones hétérogènes et ainsi entraîner des prises de décision basées sur des résultats imprécis. Les grandes avancées en télédétection par satellite au cours des dernières décennies offrent aujourd'hui des méthodes alternatives pour la cartographie à diverses échelles spatiales et temporelles de la variabilité de l'humidité du sol. Les outils d'observation de la Terre présentent de multiples avantages, tels que la possibilité de couvrir de grandes superficies, de manière continue, en économisant temps et argent (Kornelsen and Coulibaly, 2013 ; Petropoulos *et al.*, 2015).

Le radar est un bon outil pour répondre à cet enjeu, car il est sensible à la constante diélectrique du sol, qui est une fonction du taux d'humidité (Dorigo *et al.*, 2017). La rétrodiffusion du radar dépend

aussi de la topographie (qui n'évolue pas à l'échelle de temps considérée), de la rugosité de la surface, ainsi que de la quantité et du type de couvert végétal (Dorigo *et al.*, 2017; Karthikeyan *et al.*, 2017). Pour une même fréquence et un même angle d'incidence (supérieur à 25°), plus un sol est rugueux, plus la diffusion du signal radar sera importante. De même, plus les cultures sont à un stade physiologique avancé, plus l'influence de la diffusion de volume sera élevée (Ulaby *et al.*, 1986). Si l'on est en mesure de modéliser ou de supprimer l'effet de ces deux paramètres (végétation, rugosité), les images radars multi-dates peuvent montrer les variations temporelles de la teneur en humidité superficielle du sol.

De nombreuses recherches sur les méthodes d'estimation de l'humidité du sol à partir d'images radar ont déjà été entreprises. Les méthodes utilisant les micro-ondes (capteurs actifs ou passifs) sont basées sur la détection des changements dans la constante diélectrique du sol (Dorigo *et al.*, 2017; Karthikeyan *et al.*, 2017). L'intérêt des micro-ondes, contrairement aux méthodes optique et thermique, est qu'aux faibles fréquences le signal pénètre dans le sol et les mesures ne sont pas perturbées par les nuages (Petropoulos *et al.*, 2015; Karthikeyan *et al.*, 2017).

Selon Baghdadi *et al.* (2006) et Holah *et al.* (2005), la sensibilité du signal radar à l'humidité du sol est meilleure en polarisation HH et pour les faibles et moyens angles d'incidence (inférieurs à 30°). Holah *et al.* (2005) ajoutent que le rapport de dépolarisation HH/HV est peu dépendant de la rugosité de surface, quel que soit l'angle d'incidence. La sensibilité du rapport à l'humidité du sol diminue avec l'angle d'incidence, il est donc plus difficile de détecter les changements d'humidité du sol lorsque l'angle d'incidence augmente.

Niang et Bernier (2007) ont testé l'apport des paramètres polarimétriques dans la distinction des classes de drainage. Pour améliorer les résultats de la classification de l'occupation du sol, les auteurs se sont appuyés sur une classification non dirigée à partir de l'entropie et de l'angle  $\alpha$ , proposée par Cloude (1997). Ils précisent aussi qu'afin de pouvoir distinguer plusieurs classes de drainage, les images radar utilisées devraient être acquises au moins 48 heures après les dernières précipitations afin que le sol soit ressuyé. Dans le domaine optique, Michaud *et al.* (2014) ont utilisé des indices de brillance, l'indice de brillance normalisé et l'indice de brillance normalisé corrigé, calculés à partir d'images Landsat-5, afin d'établir des classes de drainage, de manière relativement fidèle à la réalité du terrain.

Par ailleurs, plusieurs auteurs ont démontré que le signal radar en HH et HV n'est plus capable de détecter les variations d'humidité du sol à partir d'un taux d'humidité supérieur à  $0,35 - 0,40 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ , après quoi il reste constant ou diminue (Bruckler *et al.*, 1988; Chanzy, 1993; Dobson and Ulaby, 1981). Holah *et al.* (2005) précisent aussi que dans des conditions d'humidité élevée (supérieure à  $0,35 - 0,40 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ ), le coefficient de rétrodiffusion devient presque indépendant de la rugosité de surface pour toutes les polarisations.

Cependant, dans la revue de littérature que nous avons effectuée, aucun article n'a pu être trouvé sur la détection des sols agricoles saturés, que ce soit à partir de données radar, optiques ou thermiques. L'utilisation d'indices d'humidité apparaît être ici la manière la plus efficace de procéder, puisqu'on ne cherche pas à connaître la valeur du taux d'humidité maximum, mais plutôt à savoir quand le sol est saturé. Les indices d'humidité présentent plusieurs avantages, notamment celui d'éviter d'appliquer l'inversion de modèles de rétrodiffusion. L'utilisation de ces derniers exige en effet la prise en compte de nombreux paramètres qui ne sont pas toujours connus, ce qui est assez complexe et donc potentiellement imprécis. De plus, quand la rugosité de surface et la végétation ne varient pas dans le temps (court laps de temps entre les images), la différence entre les coefficients de rétrodiffusion correspondant à des dates différentes peut être uniquement rapportée à un changement dans les propriétés diélectriques du sol, soit à l'humidité de surface du sol (Barrett *et al.*, 2009).

## 2 Objectifs

L'objectif principal de ces travaux de recherche est de développer une méthode permettant d'identifier les sols saturés en eau en milieu agricole, en s'appuyant sur les données du satellite Radarsat-2 (bande C). Plus précisément, cela consiste à :

- Analyser l'influence de diverses caractéristiques du sol sur l'humidité du sol et le signal radar afin d'identifier les plus pertinentes pour le calcul des indices d'humidité ;
- Évaluer le potentiel de Radarsat-2 à mettre en évidence les sols présentant de forts taux d'humidité à la hauteur des seuils de tolérance des cultures ;
- Évaluer le potentiel des indices d'humidité, basés sur le coefficient de rétrodiffusion ou la polarimétrie, à déterminer la saturation en eau du sol ;
- Déterminer la durée de saturation en eau des sols à partir des indices identifiés comme pertinents, et d'une série de données terrain et Radarsat-2 multi-dates.

### 3 Hypothèses

L'étude présentée permet de vérifier ces hypothèses :

- Hypothèse 1 : La prise en compte de certains paramètres du sol, tels que la texture du sol et le type de culture présent en surface, permet d'améliorer la sensibilité du signal radar à l'humidité du sol (Mahmoud, 2011; Ulaby *et al.*, 1986) ;
- Hypothèse 2 : Le signal radar permet de détecter des taux d'humidité assez élevés (maximum 0,30 à 0,40 m<sup>3</sup>.m<sup>-3</sup> ; Dobson and Ulaby, 1981 ; Chanzy, 1993) pour que cette méthodologie, qui vise à prévenir l'enneigement des cultures, soit appliquée à la plupart des textures de sol ;
- Hypothèse 3 : Les indices développés pour évaluer les conditions d'humidité de surface (Matgen et al., 2012 ; Barrett et al., 2009) permettent aussi de mettre en évidence les sols saturés en eau.

## Chapitre 2 : Cadre théorique

### 1 Notions de pédologie et d'agronomie relatives à l'étude des conditions de saturation en eau du sol

Le but de cette section est d'aborder les principaux éléments concernant le sol, l'humidité du sol et les relations qui existent entre ces derniers et les cultures présentes sur le sol.

#### 1.1 Définitions liées au sol

Le sol peut être défini selon ses aspects physiques, chimiques, pédologiques et biologiques. En effet, le sol est un corps naturel issu de la dégradation de la roche mère, mais c'est aussi un milieu vivant, où se produisent de nombreuses interactions chimiques et organiques, et qui évolue lui-même dans un contexte hydrologique et climatique. Le sol fournit aussi tous les éléments nécessaires au développement des cultures : eau, air, nutriments et support pour les racines (Kirkham, 2005).

Le sol est composé d'un certain volume de minéraux et de particules de matière organique, constituant la phase solide du sol, et d'un certain volume de vides, c'est-à-dire d'espaces entre les particules solides que l'on appelle des pores. Ces derniers contiennent en proportions variables une phase liquide, composée d'eau et d'éléments en solution tels que des sels et des nitrates, et une phase gazeuse constituée principalement d'azote, d'oxygène, de dioxyde de carbone et de vapeur d'eau (Kirkham, 2005). L'air et l'eau sont en proportion variables selon les conditions météorologiques, mais ne peuvent jamais dépasser la quantité d'espaces vides présents dans le sol. Un sol en santé présente un bon équilibre entre les phases gazeuse et liquide. Ainsi, on peut représenter le volume de sol selon l'équation (1) (Kirkham, 2005) :

$$V_{total} = V_{solides} + V_{vides} = V_{solides} + V_{eau} + V_{air} \quad (1)$$

Tous ces paramètres s'expriment en  $\text{cm}^3$ .

Dans les sols bien aérés, la proportion des différents gaz est proche de celle de l'air atmosphérique, alors que dans les sols mal aérés, l'oxygène est remplacé par le dioxyde de carbone et d'autres gaz résultant de l'activité anaérobie. Les gaz circulent principalement par diffusion entre la surface et l'intérieur du sol (Kirkham, 2005).



La porosité totale est composée de deux principaux types : la macroporosité et la microporosité. La première regroupe les pores les plus gros, dans lesquels se déroule la plupart des transferts entre les phases liquide et gazeuse (Kirkham, 2005). Lorsque le sol est drainé (de façon naturelle ou artificielle), l'eau présente dans ces pores est libérée. Ceux-ci contiennent donc la teneur en eau comprise entre la capacité au champ et la saturation en eau du sol. Ces termes seront définis dans la section 1.2. du présent chapitre. La microporosité représente les pores de diamètre plus petit et qui retiennent l'eau suite au drainage. C'est donc principalement dans les micropores que les plantes vont puiser l'eau nécessaire à leur développement (Kirkham, 2005). Un autre facteur important lié à la porosité est la répartition de la taille des pores, ce qui correspond à l'abondance relative de chaque taille de pore dans un volume représentatif de sol (Nimmo, 2004). Nous reviendrons sur la pertinence de ce facteur dans la section 1.4 du présent chapitre.

La quantité d'espaces vides dans un sol est fonction de sa texture, ce qui correspond aux proportions des particules plus ou moins grossières présentes : sable (0,05 mm à 2 mm de diamètre), limon (0,002 mm à 0,05 mm de diamètre) et argile (diamètre inférieur à 0,002 mm) (Ministère de l'Agriculture et de l'Agroalimentaire du Canada, 1998). Pour déterminer à quelle texture appartient un sol donné, il faut se référer à ce qu'on appelle un triangle des textures. Il en existe plusieurs versions suivant le niveau de précision de la classification, soit le nombre de nuances que l'on considère. Le Groupe d'Étude des Problèmes de Pédologie Appliquée (GEPPA) a publié en 1967 un triangle de texture comportant 17 classes (figure 2) (Baize, 2000).

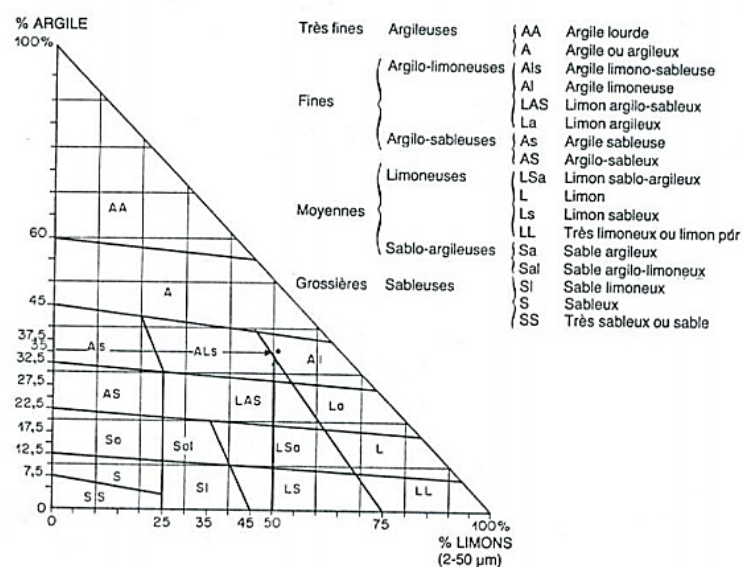


Figure 2: Diagramme des textures du GEPPA (1967). Extrait de Baize (2000)

Les sols sont classés comme argileux lorsqu'ils contiennent au moins 25 % d'argile. Ce sont des sols riches qui ont une bonne capacité de rétention d'eau et d'éléments nutritifs. Cependant, ils sont mal aérés, mal drainés et alcalins (acides). Ils sont aussi difficiles à travailler et se compactent facilement (Mahmoud, 2011).

Les sols loameux sont formés de 40 à 60 % de sable, 30 à 50 % de limon et de 15 à 25 % d'argile. Ils présentent de ce fait un bon équilibre au niveau de l'aération et du drainage. Ils ont une bonne capacité de rétention d'eau et des éléments nutritifs. Les sols loameux sont très fertiles et conviennent à la plupart des cultures (Mahmoud, 2011).

Les sols limoneux sont composés de sable fin et de limon, avec moins de 10 % d'argile. Ils sont riches, fertiles, perméables à l'eau et l'air. Cependant, ils ont tendance à former une croûte en surface sous l'effet des précipitations et de l'irrigation. Dans ce cas ils deviennent imperméables à l'eau et à l'air, ce qui mène à l'asphyxie des racines des plantes et des organismes vivants dans le sol (Mahmoud, 2011).

Les sols sableux n'ont pas de structure naturelle et sont constitués d'éléments grossiers. Ils sont pauvres en matière organique et donc peu fertiles, et soumis au lessivage de l'eau et des minéraux. Ils sont donc pauvres en éléments nutritifs et ont tendance à être acides (Khaoula Mahmoud, 2010). Les sols sableux conservent généralement peu l'eau mais sont naturellement poreux, ce qui engendre une bonne aération et un bon drainage, et permet un enracinement facile des plantes. Cependant, les sols sableux qui contiennent une couche de podzol à ortstein avec horizon B induré, sont relativement imperméables, ce qui est par exemple le cas au Québec (Dubois *et al.*, 1990). Toutefois, selon le système Canadien de Classification des Sols et la Base Nationale de Données sur les Sols, notre site d'étude au Manitoba ne présente pas ce type de sols sableux, si bien qu'on suppose a priori que les sols de notre site d'étude sont relativement perméables et bien drainés.

## **1.2 Définitions liées à l'humidité du sol**

La quantité d'eau contenue dans le sol varie dans le temps et dans l'espace. La teneur en eau volumique  $m_v$  est définie comme le rapport du volume d'eau contenu dans le sol à son volume total (Kirkham, 2005), comme indiqué dans l'équation (2) :

$$mv = \frac{V_e}{V_t} \quad (2)$$

Divers concepts ont été développés relativement à l'humidité du sol en fonction de l'utilisation de l'eau par la plante. Un sol en santé présente un bon équilibre entre les phases liquide et gazeuse. Cependant, à la suite de fortes précipitations ou d'une irrigation trop importante, l'eau chasse l'air et il y a alors un déséquilibre entre ces deux phases. La saturation en eau du sol correspond à la teneur en eau du sol lorsque tous les pores sont remplis d'eau (figure 3.c). En réalité, il reste toujours un peu d'air dans le sol, mais cela reste insuffisant pour le bon développement de la plante (Miller et Kluge, 1967). Ce concept, central dans notre projet, sera développé dans la section suivante. La capacité au champ définit la teneur en eau du sol une fois que l'excédent d'eau, présente dans les macropores, a été évacué par drainage (figure 3.a). Cela se produit en moyenne un à trois jours après les conditions de saturation en eau du sol (Kirkham, 2005 ; Linsley and Franzini, 1972). Au contraire, si le sol est soumis à de fortes conditions de sécheresse, l'eau s'évapore pour laisser place à la phase gazeuse.

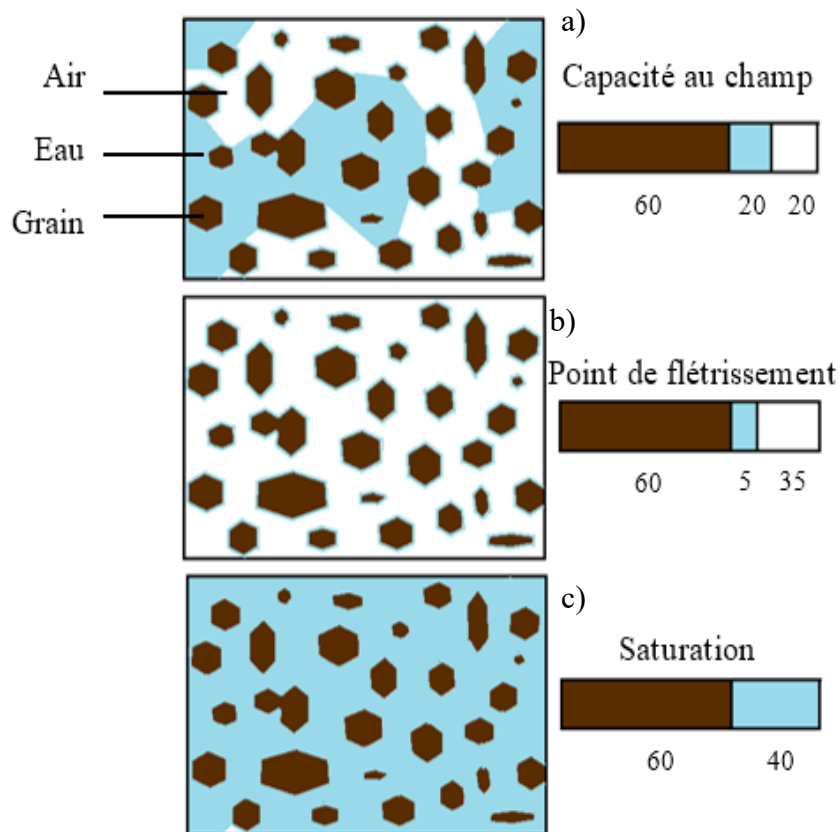


Figure 3: Composition et états critiques d'un sol (Beauchamp, 2006)

Le point de flétrissement correspond à un état où la quantité d'eau dans le sol est si faible que la plante ne peut plus absorber ce qui est nécessaire à sa survie (figure 3.b). À partir de ce stade, la

plante subit des dégâts irréversibles et meurt. Avant que cela se produise, il y a le point critique, c'est-à-dire la quantité d'eau à partir de laquelle la plante commence à souffrir d'un manque d'eau, ce qui affecte sa croissance (Kirkham, 2005).

Le potentiel matriciel est une mesure physique qui caractérise l'état énergétique de l'eau dans un sol. Il résulte de l'interaction entre les forces de capillarité et la tension superficielle du film d'eau autour des grains (Kirkham, 2005). Le potentiel matriciel et l'humidité du sol varient dans le même sens. Comme le potentiel matriciel et le potentiel de succion varient en sens inverse, le potentiel de succion et l'humidité du sol varient aussi en sens inverse. Ainsi, plus un sol est sec, plus son potentiel est bas (succion forte), plus un sol est humide, plus son potentiel est élevé et plus la succion est faible (Kirkham, 2005). Cela signifie que proche de la saturation, les racines n'arrivent plus à puiser l'eau du sol. Nous y reviendrons à la section 3 du chapitre 4. La capacité de succion d'un sol dépend aussi de sa texture et de la taille des pores, ainsi que de la quantité d'eau contenue par rapport à sa capacité au champ (quantité d'eau contenue dans le sol 48h après l'état de saturation). La capacité d'échange cationique (CEC) d'un sol correspond à la quantité d'ions chargés positivement et de nutriments qu'il peut retenir (Durães *et al.*, 2018). Plus la CEC d'un sol est élevée, plus sa capacité de rétention d'eau est importante (Khorshidi and Lu, 2017).

### **1.3 Description des relations entre le sol, l'eau et la plante**

La plante puise les ressources nécessaires à son développement dans le sol. Cette section a pour objectif de présenter l'importance de l'étude de la saturation en eau des sols. La plante a besoin d'oxygène pour transformer les sucres en énergie, donc il faut que le sol soit bien aéré. Elle absorbe des minéraux (P, K, Ca, NO<sub>3</sub>, etc.), en soluté dans la phase liquide du sol, pour constituer ses cellules (Kirkham, 2005). L'eau joue un rôle dans le maintien de sa structure cellulaire (phénomène de turgescence) et le transport des minéraux des racines jusqu'aux feuilles. Enfin, elle utilise le CO<sub>2</sub> et la lumière pour produire des composés organiques par photosynthèse, qui constitueront l'essentiel de ses tissus. En condition non saturée, les bactéries nitrificatrices du sol, qui évoluent dans un milieu oxygéné (aérobie), transforment l'azote du sol en azote assimilable par les plantes (Kirkham, 2005), élément primordial pour leur croissance.

La quantité d'eau présente dans le sol est un paramètre majeur en agriculture, puisqu'elle contrôle notamment les mécanismes de transpiration des cultures et d'absorption de l'eau présente dans le sol par les racines. L'humidité du sol constitue donc un facteur essentiel pour le maintien de l'équilibre

hydrique des végétaux, la croissance des plantes, le rendement des cultures et la gestion de leur irrigation (FAO, 2002).

Cependant, la totalité de l'eau présente dans le sol ne peut être utilisée par la plante, ce qui nous amène à définir deux autres concepts. La réserve utile en eau est la quantité d'eau contenue dans le sol qui est disponible pour la plante (Kirkham, 2005). C'est la différence entre la capacité au champ et le point de flétrissement. La réserve utile en eau représente l'eau qui est retenue dans le sol, à l'intérieur de fins capillaires ou sous forme de films autour des éléments solides du sol. La réserve facilement utilisable correspond à la quantité d'eau contenue dans le sol que la plante peut utiliser sans subir de stress dommageable (Kirkham, 2005).

Lorsque le point de flétrissement est atteint, il reste de l'eau dans le sol, sous forme de films très minces autour des éléments solides, mais la force de succion des racines n'est pas suffisante pour leur permettre d'absorber l'eau retenue avec beaucoup d'énergie.

La saturation en eau du sol a un impact réel et majeur sur plusieurs réactions ayant lieu au sein de la plante. En effet, dans un sol approchant l'état de saturation, la diffusion de l'oxygène est très faible, ce qui conduit à la création d'un milieu anaérobie et, de ce fait, à la diminution de l'activité respiratoire des racines, de son alimentation en eau ainsi que de l'absorption et du transport des minéraux des racines aux feuilles. De plus, la production d'énergie à travers le cycle de Krebs (voie métabolique impliquant l'oxygène) s'en retrouve perturbée et il y a une formation de produits toxiques pour la plante, tels que l'éthanol et l'acide lactique (Kirkham, 2005). Ce phénomène est amplifié par le fait que les bactéries aérobiques du sol cessent leurs activités au profit des bactéries anaérobiques qui se développent et produisent du dioxyde de carbone, du méthane, du sulfide d'hydrogène et autres substances toxiques pour la plante. La faible diffusion des gaz dans l'eau amène ainsi l'accumulation des gaz toxiques dans le sol. En conditions anaérobiques, il y a aussi une diminution de la décomposition des matières organiques et, de ce fait, une diminution de la quantité d'azote assimilable par la plante (Kirkham, 2005).

Les plantes peuvent résister à une certaine durée de submersion de leurs racines car, dans un premier temps, elles consomment l'oxygène dissous dans l'eau ou emprisonné dans certains pores du sol (Kirkham, 2005). Cependant, quand le manque d'aération se prolonge (plus de 2 à 3 jours selon les cultures) au niveau de la zone racinaire, la croissance est fortement ralentie. Les plantes sont alors affaiblies et plus sensibles aux maladies et aux champignons, et la plante flétrie (Kirkham, 2005). Il

existe aussi une différence entre les cultures, parfois même d'une variété à l'autre, du point de vue de la tolérance à l'excès d'eau dans le sol. Parmi les céréales à paille, on observe par exemple une tolérance décroissante à l'excès d'eau concernant le triticale, le blé tendre, le blé dur et l'orge (Arvalis, 2017). Les cultures issues de la famille des pois (ex. : soja, haricot) sont particulièrement sensibles à l'excès d'eau. Cela peut entraîner des perturbations du fonctionnement racinaire, des nodosités et une atrophie liée à une sous-alimentation en azote. La sensibilité des cultures à l'excès d'eau dépend aussi du stade de croissance auxquelles elles se trouvent dans ces conditions (Arvalis, 2017). En général, les plantes sont plus affectées en période de croissance végétative et de floraison qu'au stade de fructification. Pour la plupart des cultures, un ennoïement supérieur à 48 h induit presque automatiquement la perte des cultures concernées (Arvalis, 2017; FAO, 2017).

#### **1.4 Définition des seuils de tolérance des cultures**

Tel qu'expliqué précédemment, les cultures sont plus ou moins sensibles à l'excès d'eau dans le sol. L'idée est donc de s'appuyer sur la littérature pour définir les taux maximums d'humidité supportés par les différentes cultures, afin d'établir différents seuils de saturation. De nombreux auteurs ont effectué des recherches sur cette notion de seuil de tolérance à l'humidité des cultures, qui est aussi un indicateur de la santé des sols. Plusieurs définitions ont ainsi été proposées à partir du concept de capacité au champ, telle que défini dans la section 1.2. Selon Hillel (1971), c'est une notion qualitative et peu précise. En effet, elle dépend de nombreux facteurs, notamment de l'historique du contenu en eau d'un sol, de sa structure et de sa texture, du type d'argile qu'il contient, de sa quantité de matière organique, de sa température (la capacité au champ diminue avec l'augmentation de la température), de la présence de nappes phréatiques perchées et de l'évapotranspiration (Kirkham, 2005). Cette section a pour objectif de présenter les différentes définitions de la capacité au champ qui ont été proposées ces dernières décennies et qui ont mené à la création de la formule du seuil de tolérance des cultures utilisée dans ce mémoire.

Colman (1947) propose une définition quantitative de la capacité au champ basée sur la capacité de rétention de l'eau dans le sol, ce qui est en relation avec le potentiel matriciel du sol (défini section 1.2). Ses résultats démontrent que la capacité au champ correspond approximativement au contenu en eau du sol à -0,03 MPa du potentiel matriciel.

Une autre approche d'approximation du seuil d'humidité au-dessus duquel la croissance de la plante est perturbée a été proposée par Wesseling *et al.* (1957). Elle repose sur le fait que la respiration des

racines des plantes dépend du contenu en oxygène du sol, car elles ne font pas de photosynthèse. Elles relâchent du dioxyde de carbone et assimilent l'oxygène du sol au cours de la respiration (Kirkham 2005). Cependant la diffusion des gaz dans le sol s'arrête pratiquement quand la fraction des pores remplie d'air ne représente plus que 10 % du volume total de sol (Wesseling *et al.*, 1957). Cela signifie que les racines ont besoin qu'au moins 10 % de la porosité contienne de l'air pour survivre (Kirkham, 1994).

Miller et Kluge (1967) ont proposé une définition de la capacité au champ basée sur la vitesse de drainage et sur le fait qu'un sol saturé en eau est drainé naturellement jusqu'à atteindre la capacité au champ (section 1.2 du présent chapitre). Ainsi, lorsque la vitesse de drainage est devenue très lente, Miller et Kluge (1967) assument que la capacité au champ a été atteinte. Pour calculer le contenu en eau correspondant à la capacité au champ, Nachabe (1998), s'appuie sur la modélisation du transport de l'eau dans le sol (Kirkham, 2005) lorsque le flux de drainage a diminué jusqu'à une vitesse d'écoulement de 0,05 mm/jour.

John Letey (1985) a développé un nouveau concept pour modéliser la quantité d'eau disponible pour les racines des plantes dans le sol, qui ne correspondrait pas à la définition initiale (différence entre la capacité au champ et le point de flétrissement, section 1.2). Il considère que cette définition est insuffisante et qu'il est nécessaire de prendre en compte les interactions qui existent entre l'eau et les autres facteurs physiques du sol, qui affectent la croissance des végétaux. La densité apparente du sol et la distribution de la taille des pores (définie section 1.1) affectent la relation entre l'eau et deux autres facteurs, l'aération et la résistance mécanique du sol. En effet, lorsque le contenu en eau augmente, l'air du sol diminue, ce qui est néfaste pour la croissance des végétaux. Mais cela a aussi pour effet de diminuer la résistance mécanique du sol, ce qui lui est bénéfique. Letey (1985) définit donc le NLWR (*Non Limiting Water Range*) comme la différence entre le contenu en eau correspondant au potentiel matriciel auquel le taux de diffusion en oxygène limite la croissance des plantes, et le contenu en eau correspondant au potentiel matriciel auquel la croissance des plantes est limitée à cause d'une trop forte résistance mécanique du sol.

Da Silva *et al.* (1994) ont repris le concept du NLWR (Letey, 1985) mais l'ont renommé LLWR (*Least Limiting Water Range*), afin d'insister sur le fait que ce contenu en eau est défini à partir des paramètres qui limitent le moins la croissance des plantes. Da Silva *et al.* (1994) ont ainsi établi, à partir de la littérature, des valeurs limites pour chaque paramètre qui limite le plus la croissance des

plantes : une capacité au champ à  $-0,01$  MPa (Haise *et al.* 1955), un point de flétrissement à  $-1,5$  MPa (Richards and Weaver 1943), une porosité remplie d'air à seulement 10 % (Grable and Siener, 1968) et une résistance mécanique du sol à 2 MPa (Taylor *et al.* 1972). Afin d'en faciliter la visualisation, nous avons résumé sur la figure 4 les différents concepts liés au seuil de tolérance à l'humidité des cultures.

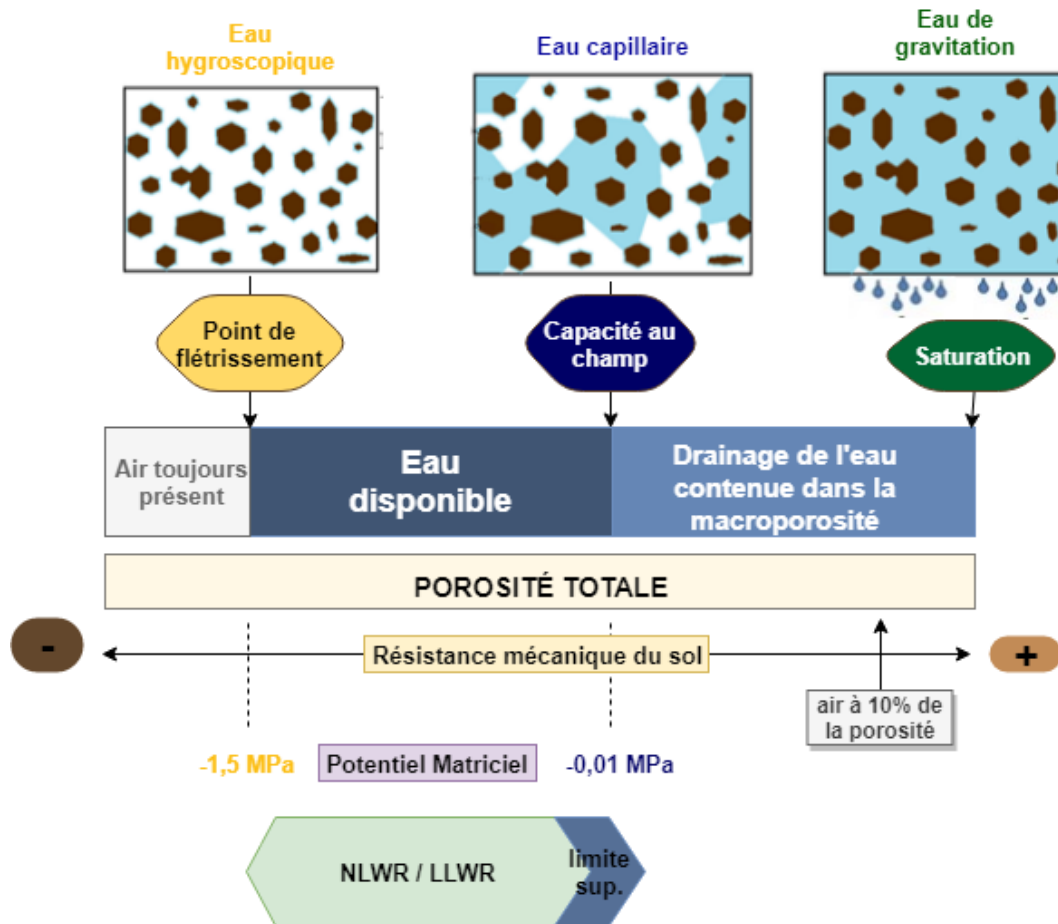


Figure 4 : Schéma conceptuel de la notion de seuil de saturation, réalisé à partir des notions présentées dans Kirkham (2005)

Mohammadi *et al.* (2010) ont par la suite redéfini la limite supérieure du LLWR car, avec la définition précédente du LLWR (Da Silva *et al.*, 1994), la respiration des racines est prise en compte de manière indirecte. Ce nouvel indicateur,  $\theta_{up-uni}$ , permet de prendre en compte les caractéristiques physiologiques des cultures, les propriétés spécifiques à chaque texture (rétention d'eau, air et conductivité hydraulique), la profondeur racinaire et les échanges d'air entre l'atmosphère et les racines des cultures. La limite supérieure du LLWR s'approche du contenu en eau du sol à saturation,



quand le taux de consommation en oxygène des plantes est inférieur à  $2 \mu\text{mol.m}^{-3}.\text{s}^{-1}$ . Quand les plantes sont très sensibles à l'aération (comme la pomme de terre ou l'avocat), il y a une grande différence entre la limite supérieure du LLWR et le contenu en eau à la capacité au champ, plus particulièrement pour les sols sableux. De plus, les résultats montrent que le contenu en eau lorsqu'il ne reste plus que 10 % d'air dans le sol, ne peut pas être considéré comme la limite supérieure du LLWR; car cela ne reflète pas de manière appropriée les besoins en eau des cultures. Les auteurs démontrent aussi que la limite supérieure du LLWR est supérieure au contenu en eau à  $-0,033 \text{ MPa}$  du potentiel matriciel et de celui correspondant à la capacité au champ, tel que calculée à partir du flux de drainage (particulièrement pour les sols sableux). La formule introduite par Mohammadi *et al.* (2010) est la suivante (3):

$$\theta_{up-uni} = \theta_s - a_c = \theta_s - a_{10} \left[ \frac{r_g \cdot L^2}{2C_0 \cdot D_{0,g} (2a_{10}^3 + 0.04a_{10})} \right]^{1/(2+\frac{3}{b})} \quad (3)$$

Avec :

$\theta_{up-uni}$  la limite supérieure du LLWR (indicateur du contenu en eau lorsque les paramètres mentionnés ci-dessus ne limitent pas la croissance des plantes) ( $\text{m}^3.\text{m}^{-3}$ ) ;

$\theta_s$  le contenu en eau volumétrique à saturation ( $\text{m}^3.\text{m}^{-3}$ ), soit la quantité d'eau que peut contenir le sol ;

$a_c$  la valeur critique du contenu en air ( $\text{m}^3.\text{m}^{-3}$ ), soit la quantité d'air minimum nécessaire pour la survie de la plante dans un sol de texture donnée ;

$a_{10}$  la porosité occupée par l'air à  $-10 \text{ kPa}$  du potentiel matriciel ( $\text{m}^3.\text{m}^{-3}$ ) ;

$L$  la profondeur de la zone racinaire (m) de la plante, simulée entre 1 et 10 cm ;

$C_0$  la concentration initiale en oxygène ( $\text{mol.m}^{-3}$ ) présente dans le sol ;

$D_{0,g}$  le coefficient de diffusion de l'oxygène dans l'air présent dans le sol ( $\text{m}^2.\text{s}^{-1}$ ) ;

$b$  l'indice de distribution de la taille des pores (voir section 1.1) calculé à partir du modèle SMC (*Soil Moisture Characteristics*) de Campbell (1974) ;

$r_g$  le taux de consommation d'oxygène ( $\text{mol.m}^{-3}.\text{s}^{-1}$ ) de la plante, selon ses caractéristiques physiologiques et son stade phénologique. Il résulte à la fois des respirations microbienne et racinaire.

Cependant, certains travaux relatent que la consommation d'oxygène due à l'activité microbienne est négligeable par rapport à la consommation totale d'oxygène en conditions de saturation en eau du sol (Stepniewski *et al.*, 2005 ; Mohammadi *et al.*, 2010). Dans ces conditions, il est donc acceptable de considérer  $r_g$  comme une approximation du taux de respiration racinaire. Il est important de différencier  $r_g$  selon les cultures, car il peut varier de manière importante selon la sensibilité des plantes à l'aération des pores. Cependant, n'ayant pas de valeur propre à chaque culture, les valeurs de  $r_g$  sont simulées entre  $2,86.10^{-6}$  et  $2,31.10^{-5} \text{ mol.m}^{-3}.\text{s}^{-1}$  (Mohammadi *et al.*, 2010).

## **2 Notions relatives au radar**

### **2.1 Radar à Synthèse d'Ouverture**

Le principe d'acquisition des données par tout système radar est l'émission d'une onde en direction d'une cible, puis l'analyse de l'onde rétrodiffusée afin d'extraire des informations sur la cible visée (Hola *et al.*, 2005). L'acquisition des données à partir d'un Radar à Synthèse d'Ouverture (figure 5) est réalisée grâce à l'émission depuis une antenne rectangulaire, inclinée d'un angle  $\theta$  par rapport à la direction du nadir, d'une série d'impulsions d'ondes électromagnétiques (Becker, 2011). L'avantage de cette technique d'acquisition est que chaque cible au sol est sondée de nombreuses fois, mais selon un angle et une position relative qui varient à chaque impulsion, ce qui permet d'obtenir une résolution en intensité beaucoup plus importante que si l'on avait une seule donnée pour chaque cible. Les dimensions de l'antenne (longueur et largeur), son inclinaison et la longueur d'onde du rayonnement sont des paramètres très importants, qui doivent être déterminés en fonction des applications que l'on souhaite développer à partir des images radar obtenues.

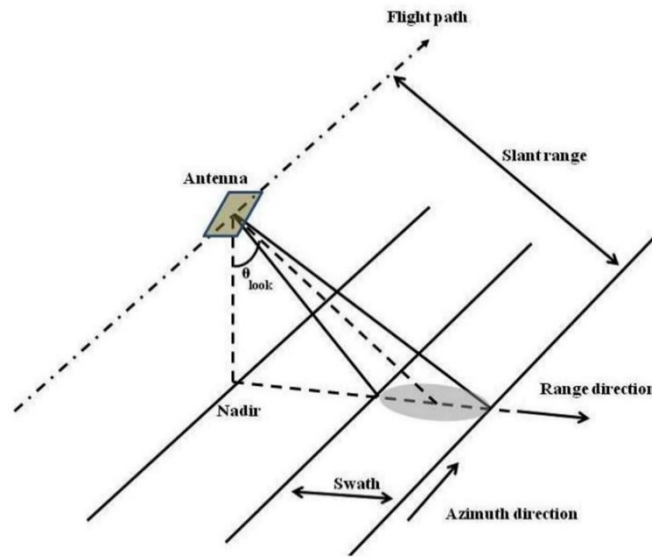


Figure 5 : Schéma représentant l'acquisition de données par un Radar à Synthèse d'ouverture (Alaska Satellite Facility)

## 2.2 Signal radar incohérent

### 2.2.1 Comportement du coefficient de rétrodiffusion avec les paramètres du capteur

La sensibilité du signal radar aux paramètres de surface du sol est plus importante en utilisant des ondes plus longues comme les bandes L et P (23 et 70 cm) (Ulaby *et al.*, 1978). Comme le montre la figure 6, la sensibilité du coefficient de rétrodiffusion à l'humidité du sol diminue avec l'augmentation de la fréquence et de l'angle d'incidence. Ainsi, on peut en déduire que pour mesurer l'humidité du sol, il est préférable d'opter pour une fréquence inférieure à 6 GHz (d'où l'utilisation du capteur du satellite Radarsat-2 qui opère en bande C avec une fréquence centrale de 5,3 GHz) et un angle d'incidence ( $\theta$ ), défini comme l'angle entre le faisceau du radar et la normale, inférieur à  $30^\circ$ .

Radarsat-2 fait partie des satellites équipés d'antennes mobiles pouvant acquérir des images avec des angles d'incidence variables (allant par exemple de  $18^\circ$  à  $50^\circ$  selon les modes pour Radarsat-2). Ainsi, lorsque l'on procède à une analyse nécessitant plusieurs images comme c'est le cas dans notre projet, il est nécessaire de corriger les effets de l'angle d'incidence sur le coefficient de rétrodiffusion.

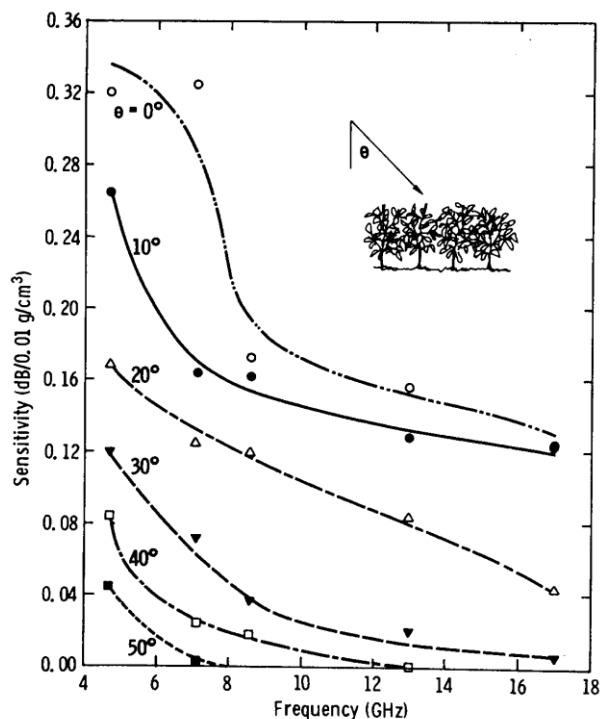


Figure 6 : Sensibilité du radar à l'humidité du sol en fonction de la fréquence pour différents angles d'incidence (Ulaby *et al.*, 1986)

Plusieurs auteurs ont travaillé sur ce qu'on appelle la normalisation des angles d'incidence sur les données radar. Mladenova *et al.* (2013) ont présenté une approche de correction basée sur l'égalisation des histogrammes, entre les valeurs des coefficients de rétrodiffusion mesurés à un certain angle d'incidence de référence et les autres, en prenant en compte le type de couvert végétal présent. Cependant, cette méthode a été développée pour être appliquée sur une même image contenant un grand panel d'angle d'incidence et donc à une seule date, ce qui permet de négliger les différences de croissance des cultures. Or, dans le cadre de cette étude, les images radar utilisées ont des petits panels de valeurs d'angle d'incidence qui sont centrés autour d'une certaine valeur qui varie d'une image à l'autre. De plus, comme la période concernée correspond au début de la saison agricole, le coefficient de rétrodiffusion est aussi influencé par la croissance des cultures dans le temps. Après l'application des différentes étapes du processus, il a été démontré que cette méthodologie ne peut être appliquée dans le présent contexte.

La technique de normalisation des angles d'incidence utilisée dans ce projet est une des plus courantes. Elle a été développée par Clapp (1946) et repose sur le fait que le coefficient de

rétrodiffusion mesuré est relié au carré du cosinus de l'angle d'incidence du capteur. Cette technique consiste donc à calculer la valeur du coefficient de rétrodiffusion  $\sigma_{ref}^0$  que devrait avoir un certain pixel  $i$  à un angle d'incidence choisi  $\theta_{ref}$  selon la formule (4) suivante :

$$\sigma_{ref}^0 = \frac{\sigma_{\theta i}^0 \cos^2(\theta_{ref})}{\cos^2(\theta_i)} \quad (4)$$

$\sigma_{\theta i}^0$  est le coefficient de rétrodiffusion du pixel  $i$  correspondant à l'angle d'incidence  $\theta_i$  qui lui est associé.

Les données radar sont dites polarimétriques lorsqu'elles sont enregistrées dans les quatre polarisations (HH, HV, VH, VV) et contiennent l'information de phase. La première lettre indique la polarisation du signal émis et la seconde celle du signal mesuré. La figure 7 illustre l'influence de l'angle d'incidence et de la polarisation sur le coefficient de rétrodiffusion. Ainsi, on peut voir que, de manière générale, le coefficient de rétrodiffusion décroît beaucoup plus vite en polarisation HH qu'en polarisation VV, lorsque l'angle d'incidence augmente. On note aussi que la différence entre le coefficient de rétrodiffusion observé en HH et celui observé en VV, pour un même angle d'incidence, croît avec l'augmentation de la permittivité ( $\epsilon_r$ ). Ceci s'explique par le fait qu'en polarisation VV la corrélation entre le coefficient de rétrodiffusion et la constante diélectrique du sol est affectée de manière négligeable par l'angle d'incidence, ce qui n'est pas le cas en polarisation HH (Fung, 1994).

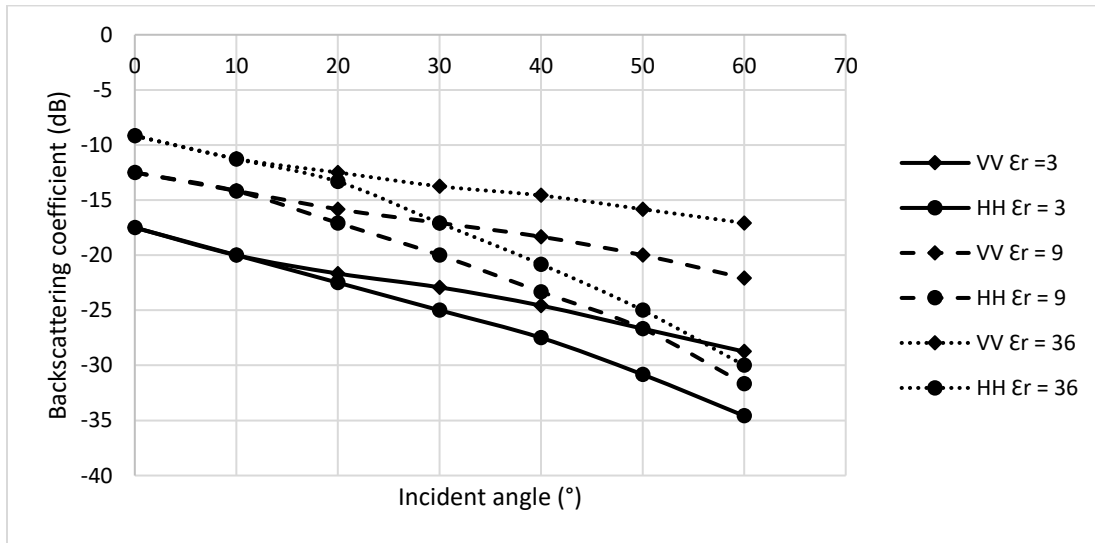


Figure 7: Influence de l'angle d'incidence et de la polarisation sur le coefficient de rétrodiffusion ( Reproduite selon Fung, 1994)

### 2.2.2 Comportement du coefficient de rétrodiffusion avec les paramètres de surface

L'équation 5 représente les principaux mécanismes de rétrodiffusion du signal radar sur un sol couvert de végétation pour une longueur d'onde et une polarisation données (Castel, 1998). Ces mécanismes sont représentés sur la figure 8.

$$\sigma_{tot}^o = \sigma_v^o + T^2(\sigma_s^o + \sigma_{ts}^o) \quad (5)$$

$\sigma_v^o$  est la rétrodiffusion de volume (végétation),  $T^2$  le facteur de transmission du couvert,  $\sigma_s^o$  est la rétrodiffusion de surface du sol et  $\sigma_{ts}^o$  est l'interaction végétation-sol.

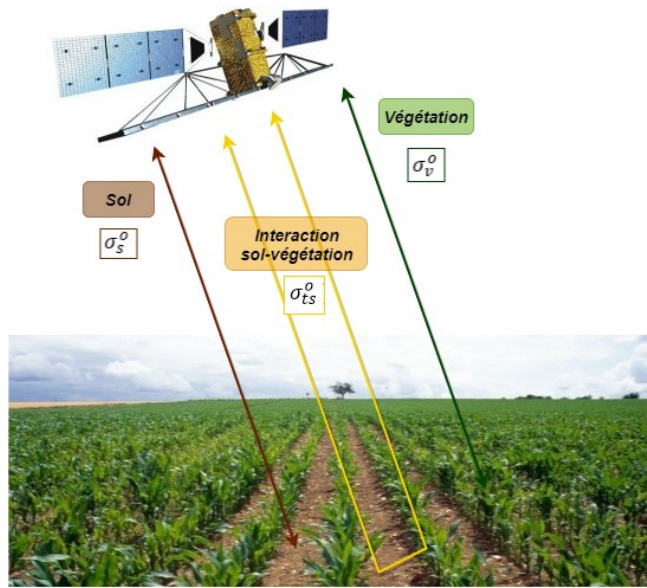


Figure 8 : Schéma des principaux mécanismes de rétrodiffusion du signal radar sur un sol couvert de végétation. Réalisé d'après Proisy (2014)

La figure 9 représente la variation de la constante diélectrique du sol en fonction de l'humidité du sol pour cinq textures de sols à une fréquence de 5 GHz. Cette figure est intéressante car elle permet, dans un premier temps, d'illustrer la corrélation positive entre l'humidité de surface et la constante diélectrique du sol, avec  $\epsilon'$  et  $\epsilon''$  les parties réelle et imaginaire de cette dernière. Par ailleurs, l'extrémité supérieure de la courbe correspond au taux le plus élevé d'humidité supporté par chaque texture de sol. Le graphique montre une différenciation croissante avec l'augmentation de l'humidité

du sol, ce qui signifie que prendre en compte la texture du sol devrait être particulièrement important en conditions de saturation en eau.

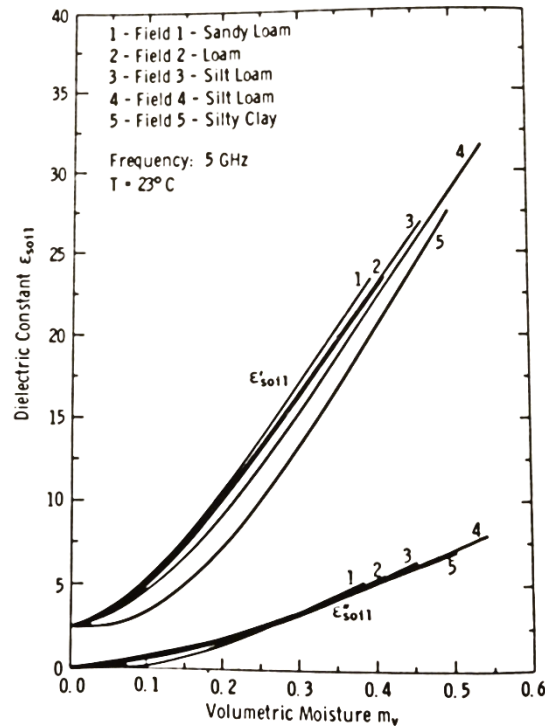
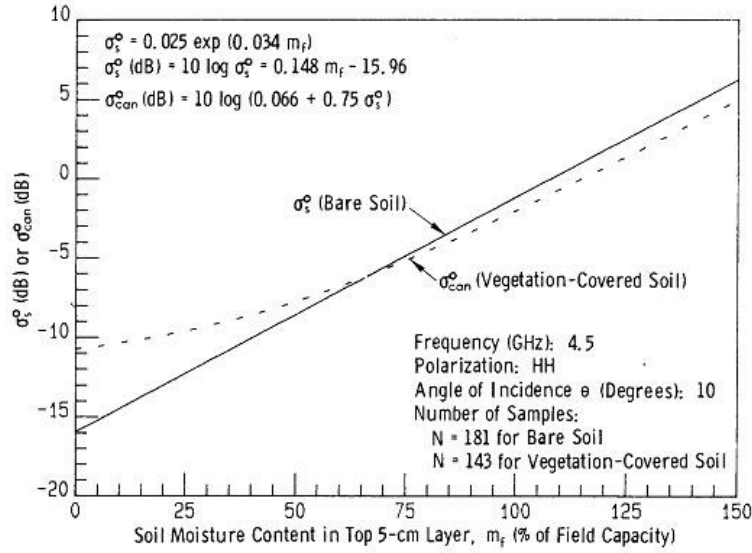


Figure 9 : Influence de la texture du sol sur la constante diélectrique du sol (Ulaby *et al.*, 1986)

L'humidité du sol, fortement corrélée à la constante diélectrique du sol (figure 9), a un impact sur le coefficient de rétrodiffusion (Said *et al.*, 2012; Kornelsen and Coulibaly, 2013). En effet, si la constante diélectrique d'un matériel sec est relativement faible (3 à 8), celle de l'eau est au contraire élevée (environ 80) (Lewis and Henderson, 1998), ce qui fait que lorsque les deux sont mélangés, tel que dans le cas d'un sol humide, le comportement diélectrique de l'eau domine.

La figure 10 illustre l'accroissement du coefficient de rétrodiffusion en fonction de l'humidité du sol. Étant donné qu'on cherche à identifier les taux d'humidité les plus élevés, il est important de préciser qu'il y a un risque potentiel de saturation du signal radar à partir d'un certain taux d'humidité, qui se manifesterait par un plafonnement du coefficient de rétrodiffusion à une certaine valeur. Certains auteurs ont établi cette valeur autour de  $0,35 - 0,40 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$  (Bruckler *et al.*, 1988 ; Chanzy, 1993 ; Dobson and Ulaby, 1981).



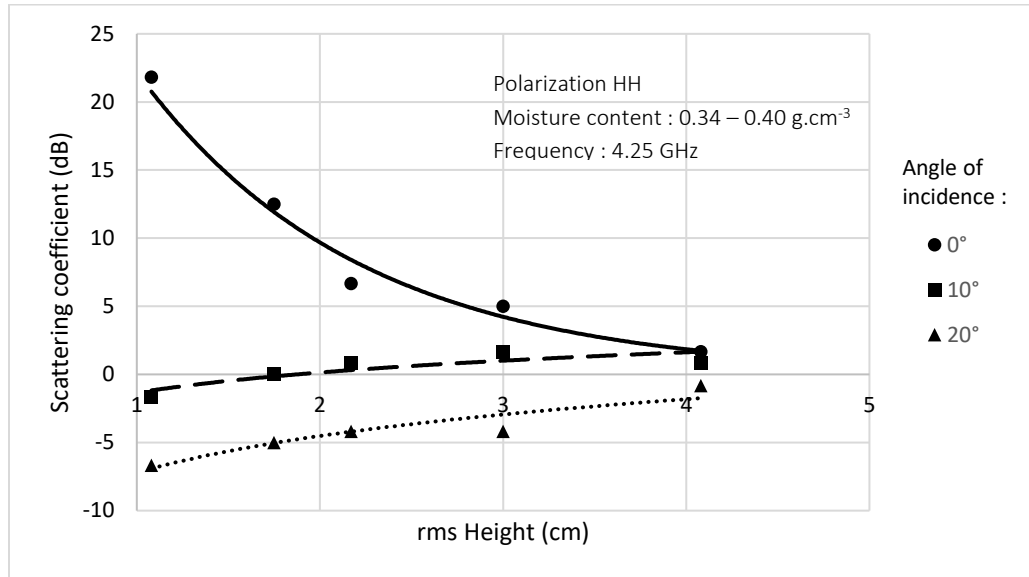
**Figure 10: Influence de l'humidité de surface et de la végétation sur le coefficient de rétrodiffusion du sol (Ulaby *et al.*, 1986)**

Sur un sol nu, on observe une bonne corrélation linéaire entre l'humidité du sol et le coefficient de rétrodiffusion (figure 10) en polarisation HH et avec une fréquence de 4,5 GHz. Cependant, sur un sol couvert de végétation, lorsque l'humidité de surface est inférieure à 50 % de la capacité au champ (définie section 1.2), le coefficient de rétrodiffusion total (équation 5) est nettement supérieur à ce qu'il serait en condition de sol nu. Cela est dû au fait que la structure de la végétation entraîne une diffusion multiple du signal radar, ce qui augmente de ce fait la valeur du coefficient de rétrodiffusion observée (figure 10, courbe en pointillés). Le coefficient de rétrodiffusion total est d'autant plus influencé par la végétation lorsque le contenu en eau du sol tend vers 0 % de la capacité au champ, soit lorsque le sol est très sec. De plus, la corrélation entre l'humidité du sol et le coefficient de rétrodiffusion diminue en présence de végétation pour deux raisons : l'atténuation de  $\sigma_s^o$  par la végétation, et la contribution de la végétation  $\sigma_v^o$  (équation 5 et figure 8).

La troisième caractéristique de surface influençant le coefficient de rétrodiffusion est la rugosité. Cette dernière peut être définie comme l'ensemble des irrégularités de surface dues à la texture du sol, les agrégats et les fragments rocheux (Thomsen *et al.*, 2015), ainsi qu'au travail du sol (Beauregard, 2017). Pour une polarisation et une fréquence donnée, pour des angles d'incidence supérieurs à 25°, plus ces irrégularités sont nombreuses, plus la diffusion multiple est importante et le coefficient de rétrodiffusion élevé.



La figure 11 illustre l'influence de la rugosité de surface et de l'angle d'incidence sur le coefficient de rétrodiffusion (en polarisation HH et avec une fréquence de 4,25 GHz). Pour un angle d'incidence de 10°, la rugosité de surface réduit de manière importante le coefficient de rétrodiffusion. Au contraire, le coefficient de rétrodiffusion est positivement corrélé à la rugosité de surface lorsque l'angle d'incidence est de 20°, ce qui est aussi vrai pour les angles d'incidence supérieurs à 20°.



**Figure 11: Influence de la rugosité de surface et de l'angle d'incidence sur le coefficient de rétrodiffusion (reproduit d'après Ulaby *et al.*, 1986)**

### 2.3 Notions de polarimétrie

Lorsque les données sont polarimétriques, en plus des quatre polarisations disponibles, la mesure de la phase relative entre les canaux indique, pour un point donné, où se situe la vibration du champ électrique lors de son cycle d'oscillation. L'information polarimétrique d'une cible cohérente (pure) est représentée par la matrice de Sinclair. Une cible incohérente (distribuée) peut être représentée de façon statistique sous forme d'une matrice de cohérence. Le détail des équations correspondantes est expliqué dans Rees (2012).

La décomposition polarimétrique est une technique établie pour partitionner le signal rétrodiffusé de la cible en mécanismes de diffusion indépendants. Cela permet de mieux caractériser la cible en termes de paramètres de surface. Il existe plusieurs théorèmes de décomposition polarimétrique d'une cible. L'un des plus couramment utilisés est celui proposé par Cloude et Pottier (1997). Leur méthode repose sur la détermination des valeurs et vecteurs propres de la matrice de cohérence pour extraire

des paramètres moyens de la matrice de rétrodiffusion de la cible concernée : l'entropie (H) qui indique le caractère aléatoire de la scène étudiée, l'anisotropie (A) qui précise l'importance relative des mécanismes secondaires, et l'angle  $\alpha$  qui représente le mécanisme de diffusion dominant. Seul le calcul du paramètre  $\alpha$  sera détaillé ici (équation 6) puisque c'est celui qui nous intéresse dans ce projet.

$$\alpha = \sum_{i=1}^3 \alpha_i P_i \quad (6)$$

Avec  $\alpha_i$  les mécanismes de diffusion associés aux trois vecteurs propres et  $P_i$  les valeurs propres normalisées, calculées selon la formule suivante (7) :

$$P_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^3 \lambda_j} \quad (7)$$

Le paramètre  $\alpha$  s'interprète de la façon suivante : si  $\alpha \in [0^\circ, 42^\circ]$ , le mécanisme dominant est la réflexion de surface, si  $\alpha \in [43^\circ, 47^\circ]$  c'est la diffusion de volume, et si  $\alpha \in [48^\circ, 90^\circ]$  cela correspond à une double réflexion. Dans le cadre de l'étude de la saturation en eau des sols agricoles avec absence ou peu de végétation, nous nous intéressons donc uniquement au premier vecteur propre associé à ce paramètre,  $\alpha_1$ , qui varie entre  $0^\circ$  et  $42^\circ$ .

### 3 Indices d'humidité

#### 3.1 Indices d'humidité développés à partir du coefficient de rétrodiffusion

La littérature présente trois indices d'humidité ( $m_s$ ,  $NBMI$ ,  $\Delta - index$ ) potentiellement intéressants pour l'extraction des sols agricoles saturés. Ces indices sont basés sur la comparaison entre les coefficients de rétrodiffusion de la journée d'intérêt ( $\sigma^0(i, t, c)$ ) avec ceux d'une journée où le sol était particulièrement sec,  $\sigma^0_{sec}(t, c)$ , et ceux d'une journée où le sol était saturé en eau,  $\sigma^0_{hum}(t, c)$ . Ils doivent tous être normalisés au même angle d'incidence pour limiter l'impact de ce dernier sur le coefficient de rétrodiffusion et, de ce fait, rendre les résultats comparables.

Le  $m_s(t, i)$  a été proposé la première fois par Wagner *et al.* (1999), puis fut réutilisé par Scipal *et al.* (2008). Il a été légèrement modifié pour les données du diffusomètre en bande C ASCAT (*The Advanced Scatterometer*) présent sur le satellite MetOp, développé par l'Agence spatiale européenne et EUMETSAT (Brocca, 2010 ; Dharssi *et al.* 2010 ; Matgen *et al.* 2012). Sa formule (8), modifiée selon notre propre notation, est la suivante :

$$m_s(i, t, c) = \frac{\sigma^0(i, t, c) - \sigma^0_{sec}(t, c)}{\sigma^0_{hum}(t, c) - \sigma^0_{sec}(t, c)} \quad (8)$$

Cette équation permet de comparer les coefficients de rétrodiffusion de la journée d'intérêt, selon la culture  $c$  et la texture  $t$  associée à chaque pixel  $i$ , avec une référence sèche pour la même combinaison texture/culture, et de normaliser le résultat avec la comparaison des coefficients de rétrodiffusion en conditions très humides et sèches. L'intégration de  $\sigma^0_{sec}(t, c)$  permet de minimiser les effets de la rugosité sur le coefficient de rétrodiffusion, puisqu'en conditions sèches et sur sol nu  $c$ 'est le principal facteur de surface influençant le coefficient de rétrodiffusion. Comme  $\sigma^0_{hum}(t, c)$  correspond au coefficient de rétrodiffusion en conditions très humides,  $m_s(i, t, c)$  informe sur le degré de saturation.

La formule du *NBMI* (*Normalized RADAR Backscatter soil Moisture Index*) est basée sur celle du NDVI. Il a été décrit pour la première fois par Shoshany *et al.* (2000), puis réutilisé par Barrett *et al.* (2009). Il est à l'origine appliqué pour détecter les changements entre le coefficient de rétrodiffusion d'une même zone au temps  $t_1$  (ici  $\sigma^0(i, t, c)$ ) et au temps  $t_2$  (ici  $\sigma^0_{sec}(t, c)$ ). Sa formule (9), modifiée selon notre propre notation, est la suivante :

$$NBMI = \frac{\sigma^0(i, t, c) + \sigma^0_{sec}(t, c)}{\sigma^0(i, t, c) - \sigma^0_{sec}(t, c)} \quad (9)$$

Contrairement au  $m_s(i, t, c)$ , le *NBMI* définit uniquement le taux d'humidité par rapport à une référence sèche ( $\sigma^0_{sec}(t, c)$ ).

Le  $\Delta - index$  (Thoma *et al.*, 2004, 2006; Barrett *et al.* 2009) consiste en la normalisation de la différence entre les coefficients de rétrodiffusion lors d'une journée  $j$  et d'une journée où le sol était particulièrement sec (équation 10). Concrètement, l'indice permet de comparer les coefficients de rétrodiffusion de la journée d'intérêt avec une référence sèche, afin de minimiser les effets de la rugosité, puis de normaliser le résultat en le divisant par la référence sèche  $\sigma^0_{sec}(t, c)$  dans le but d'établir une échelle d'humidité.

$$\Delta - index = \left| \frac{\sigma^0(i, t) - \sigma^0_{sec}(t, c)}{\sigma^0_{sec}(t, c)} \right| \quad (10)$$

Dans les équations 8, 9 et 10, les coefficients de rétrodiffusion sont en dB. Ces trois indices présentent des intervalles de valeurs différents, mais les valeurs de chacun s'accroissent quand les valeurs d'humidité augmentent. Ils ont été développés et testés en tant qu'indices d'humidité, leur capacité et leur sensibilité pour la détection des sols saturés n'ont donc pas encore été évaluées. L'analyse de

leurs valeurs sera réalisée en polarisation HH, les indices seront alors évalués grâce aux données de réalité terrain.

### 3.2 Indice d'humidité développé à partir de la polarimétrie

Certains auteurs ont analysé le potentiel des données polarimétriques SAR en bande C pour la caractérisation des sols nus (Allain, 2003 ; Bagdhadi *et al.* 2012 ; Bagdhadi *et al.*, 2013). Leurs recherches, bien que non concluantes pour l'estimation précise de l'humidité du sol et de la rugosité, pourraient avoir un intérêt pour la détection des sols agricoles saturés. Les recherches de Bagdhadi *et al.* (2012 et 2013) ont mené à la conclusion que le paramètre  $\alpha_1$ , correspondant à la valeur de l'angle  $\alpha$  pour le premier vecteur propre de la matrice de cohérence, pourrait être utilisé pour discerner deux classes d'humidité du sol : les sols très humides ( $> 0,30 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ ) et les autres ( $< 0,30 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ ). L'apport potentiel de ce paramètre polarimétrique sera donc aussi testé afin de déterminer s'il peut être pertinent pour la caractérisation des sols agricoles en milieu saturé. Ce paramètre a été proposé par Allain (2003) et se calcule selon la formule suivante (11) :

$$\alpha_1 = \left( \frac{\sqrt{|v_{1,2}|^2 + |v_{1,3}|^2}}{|v_{1,1}|} \right) \quad (11)$$

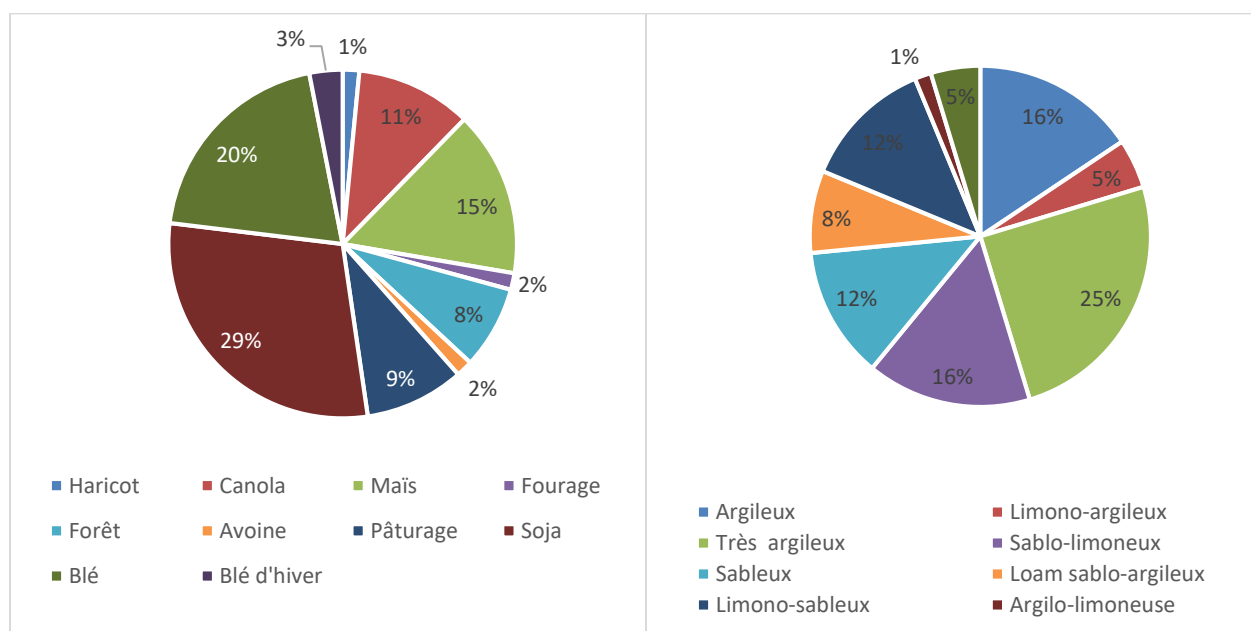
Avec  $v_{l,i}$  le  $i^{\text{ème}}$  composé du premier vecteur propre  $v_l$  et  $|v_{l,i}|$  son module.

## Chapitre 3 : Cadre expérimental

### 1 Sites d'étude

#### 1.1 SMAPVEX-12

Le site d'étude utilisé pour développer et appliquer la méthodologie de caractérisation des sols saturés en milieu agricole est celui de la campagne de terrain SMAPVEX-12 menée en juin et juillet 2012 par plusieurs organismes gouvernementaux et universités du Canada et des États-Unis (McNairn *et al.*, 2015). Il est situé au Manitoba, à l'ouest de Winnipeg, autour de la ville d'Elm Creek (98°0'23"W, 49°40'48"N). Il couvre une aire d'environ 13 km x 70 km, dans laquelle 55 champs, couverts de différents types de cultures (figure 12, à gauche), ont été échantillonnés.

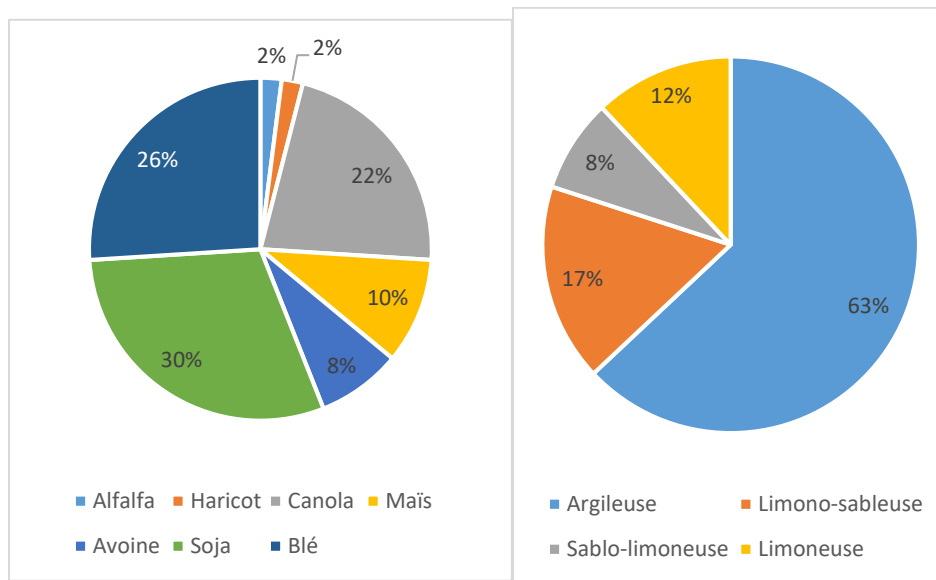


**Figure 12: Proportions des types de culture et des textures présents sur le site de SMAPVEX-12, selon la base de données de SMAPVEX-12**

Les textures des champs agricoles varient grandement de l'argile lourde au sol sablonneux (figure 12, à droite). Ce site agricole a été choisi car il présente un panel d'humidité compris entre 0,10 et 0,50 m<sup>3</sup>.m<sup>-3</sup>, ce qui est bien adapté à l'établissement d'une échelle de valeurs pour les indices d'humidité. Cette étude n'utilise que les mesures prises en zone agricole entre le 5 et le 29 juin 2012 puisqu'au-delà de ces dates, la végétation est trop importante (Wang *et al.*, 2016).

## 1.2 SMAPVEX16-MB

Le site d'étude utilisé pour valider la méthodologie est celui de la campagne de terrain SMAPVEX16-MB menée en juin et juillet 2016 par les mêmes organismes et universités (McNairn *et al.*, 2017) qui ont mis en place SMAPVEX-12. Il est situé au Manitoba, un peu plus au sud et à l'est que le site de SMAPVEX-12. Il couvre une aire d'environ 26 km x 48 km, dans laquelle 50 champs, couverts de différents types de cultures (figure 13, à gauche) et de textures (figure 13, à droite) ont été échantillonnés. Parmi ces champs, 21 sont identiques à ceux de la campagne de terrain de SMAPVEX-12.



**Figure 13: Textures et types de culture présents sur le site SMAPVEX16-MB, selon la base de données de Smapvex16-MB**

Seuls les champs dont le type de culture est aussi présent dans les données de SMAPVEX-12 sont utilisés pour valider la méthodologie. Le site de SMAPVEX16-MB comprend une majorité de champs de texture argileuse et une diversité de textures beaucoup moins importante que celle de SMAPVEX-12.

## 2 Données du projet

### 2.1 Images Radarsat-2 des campagnes de terrain

Durant les deux campagnes terrain, des images micro-ondes actives en bande C (5,405 GHz) ont été prises par le capteur du satellite Radarsat-2 (Agence Spatiale Canadienne) entre le 5 et le 29 Juin 2012 pour SMAPVEX-12 (tableau 1), et entre le 8 et le 29 juin 2016 pour SMAPVEX16-MB (tableau 2).

**Tableau 1 : Calendrier d'acquisition et caractéristiques des images Radarsat-2 couvrant le site d'étude de SMAPVEX-12 durant le mois de juin**

Date (2012)	Heure locale	Direction de vol	Angle d'incidence (°)	Polarisation
5 Juin	7:57 AM	D	FQ3W (20,0–23,6)	HH+HV+VH+VV
	7:19 PM	A	S3 (30,4–37,0)	HH+HV
12 Juin	7:53 AM	D	FQ8W (26,1–29,4)	HH+HV+VH+VV
	7:15 PM	A	FQ10W (28,4–31,6)	
19 Juin	7:48 AM	D	S3 (30,4–37,0)	HH+HV
	7:11 PM	A	FQ6W (23,7–27,2)	HH+HV+VH+VV
26 Juin	7:07 PM	A	FQ2W (19,0–22,7)	HH+HV+VH+VV
29 Juin	7:57 AM	D	FQ3W (20,0–23,6)	HH+HV+VH+VV
	7:19 PM	A	S3 (30,4–37,0)	HH+HV

La résolution spatiale des données radar de SMAPVEX-12 est comprise entre 5 m x 5 m et 25 m x 25 m. La méthodologie de cette étude sera donc développée à partir de 9 images radar, prises à 5 dates différentes (tableau 1). Elles seront aussi utilisées pour évaluer la méthodologie par validation croisée.

Durant le mois de juin 2016, 10 images Radarsat-2 réparties sur 5 jours sont disponibles (tableau 2). Toutes les données sont polarimétriques. Ces données serviront à tester la méthodologie.

**Tableau 2 : Calendrier d'acquisition et caractéristiques des images Radarsat-2 couvrant le site d'étude de SMAPVEX16-MB durant le mois de juin 2016**

Date (2016)	Heure locale	Direction de vol	Angle d'incidence (°)	Polarisation
8 Juin	7 :57 AM	D	FQ3W (20,0–23,6)	HH+HV+VH+VV
	7 :19 PM	A	FQ15W (33,7-36,7)	
12 Juin	7 :40 AM	D	FQ20W (38,6-41,3)	HH+HV+VH+VV
	7 :03 PM	A	FQ1W (17,5-21,2)	
15 Juin	7 :53 AM	D	FQ7W (24,9-28,3)	HH+HV+VH+VV
	7 :15 PM	A	FQ11W (29,5-32,6)	
22 Juin	7 :18 AM	D	FQ11W (29,5-32,6)	HH+HV+VH+VV
	7 :11 PM	A	FQ7W (24,9-28,3)	
29 Juin	7:44 AM	D	FQ16W (34,8-37,6)	HH+HV+VH+VV
	7:07 PM	A	FQ2W (19.0-22,7)	

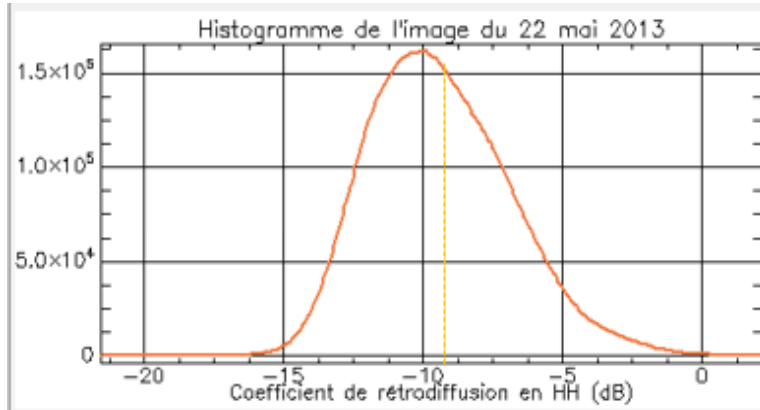
## 2.2 Images Radarsat-2 de référence

Ces images de référence (Agence Spatiale Canadienne) ont été choisies pour l'extraction des coefficients de rétrodiffusion de références sèche et humide, d'après les données de précipitations CaPA (décrites dans la section 2.3.1 du présent chapitre). Leur résolution spatiale est de 25 m x 25 m. Leurs caractéristiques sont présentées dans le tableau 3 et leurs histogrammes dans les figures 14 à 17. La troisième colonne indique le nombre de jours, avant l'acquisition de l'image, pendant lesquels les précipitations étaient très importantes (dans le cas des images de référence humide) ou absentes (dans le cas des images de référence sèche). Toutes les images ont été normalisées à 25° pour diminuer l'effet de l'angle d'incidence (voir sections 2.2.1. du chapitre 2 et 3.2.1 du chapitre 3).

**Tableau 3: Caractéristiques des images radar de références sèche et humide**

Référence	Date	Nombre de jours secs ou humides	Mode	Polarisations	Angle d'incidence d'origine
Humide	2 Mai 2011	1,5	S (S3)	HH, HV	30,4-37,0
Humide	22 Mai 2011	2	S (S7)	HH, HV	44,4-49,3
Sèche	5 Mai 2013	4,5	S (S1)	HH, HV	20,0-27,2
Sèche	22 Mai 2013	3,5	S (S2)	HH, HV	24,0-31,3



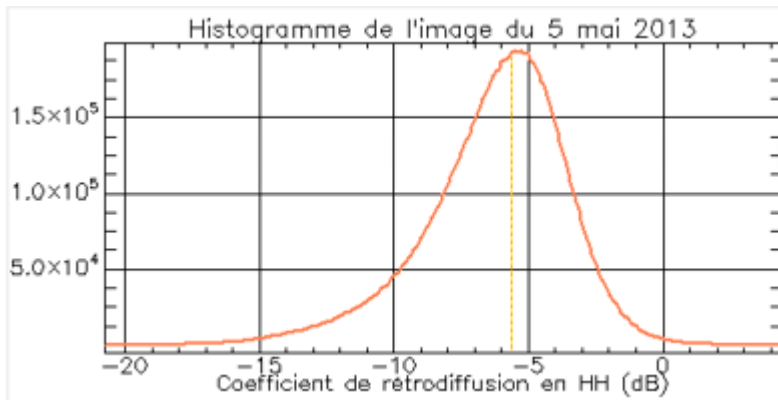


$\theta_{\text{moyen}}$  d'origine :  $27,7^\circ$

Moyenne =  $-9,3 \text{ dB}$

Écart-type =  $2,5 \text{ dB}$

Figure 14 : Histogramme de l'image du 22 mai 2013 (référence sèche) normalisée à  $25^\circ$



$\theta_{\text{moyen}}$  d'origine :  $23,6^\circ$

Moyenne =  $-6,2 \text{ dB}$

Écart type =  $2,7 \text{ dB}$

Figure 15 : Histogramme de l'image du 5 mai 2013 (référence sèche) normalisée à  $25^\circ$

Les histogrammes représentant la distribution des coefficients de rétrodiffusion pour une même zone sur les deux images de référence sèche ci-dessus (figures 14 et 15) indiquent que les moyennes divergent de 3 dB, avec un écart type presque aussi élevé dans les deux cas. Bien que les images aient été normalisées, il est possible que l'angle d'incidence moyen associé aux deux images, qui est d'environ  $27^\circ$  pour la figure 14 et  $23^\circ$  pour la figure 15 influence la moyenne de chaque image. En effet, ces angles moyens sont proches mais se situent dans l'intervalle de degrés à partir duquel la rugosité de surface influence le coefficient de rétrodiffusion. Il est aussi probable que la rugosité de

surface soit beaucoup plus importante le 5 mai que le 22 mai 2013, mais sans données terrain cette hypothèse ne peut être vérifiée.

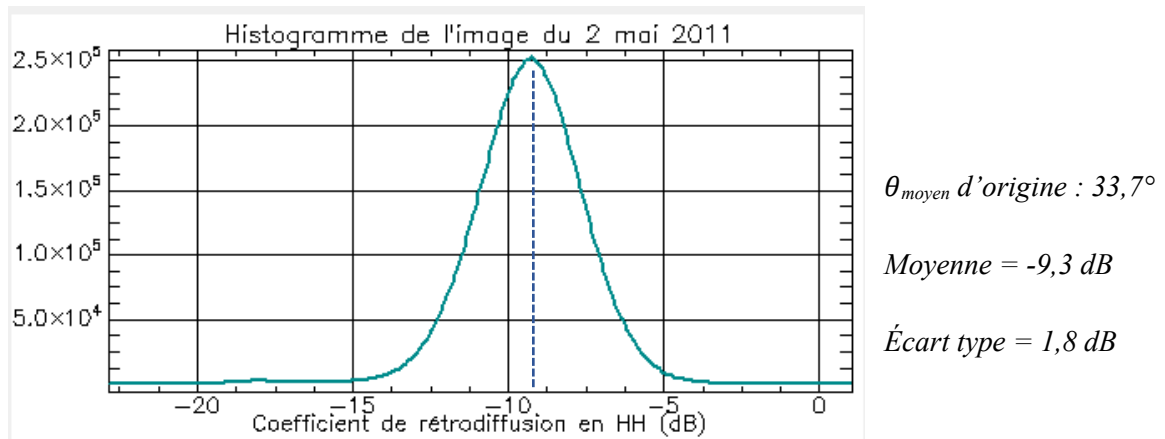


Figure 16 : Histogramme de l'image du 2 mai 2011 (référence humide) normalisée à 25°

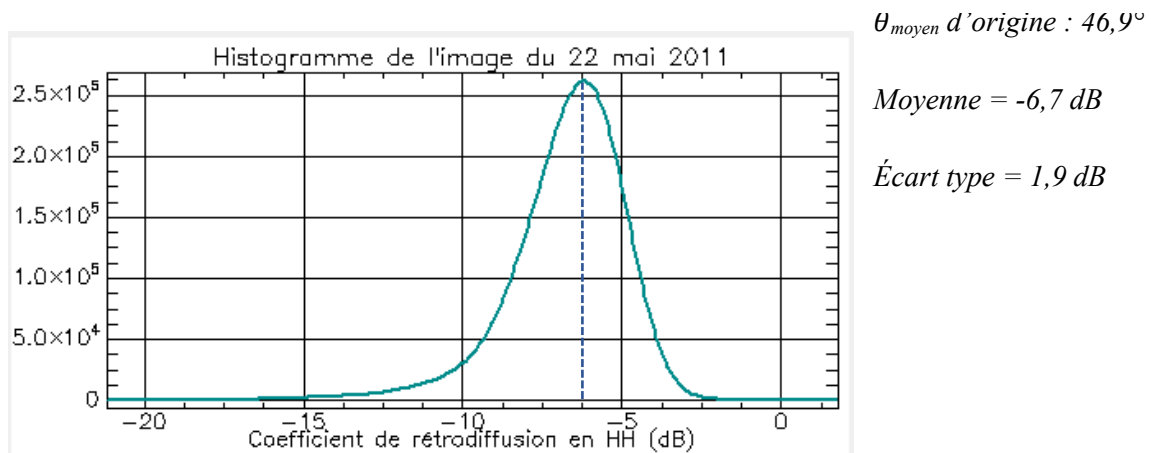
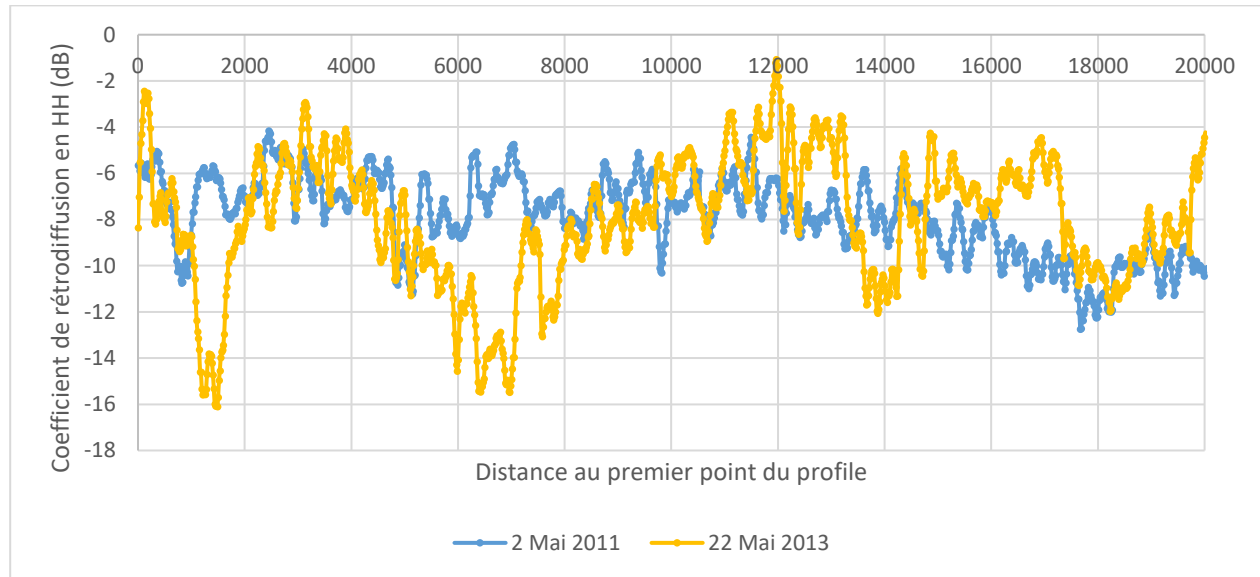


Figure 17 : Histogramme de l'image du 22 mai 2011 (référence humide) normalisée à 25°

L'écart type associé aux données de référence humide est plus faible que celui des données de référence sèche, mais il y a toujours un grand écart entre les moyennes de coefficients de rétrodiffusion des deux images. L'angle d'incidence moyen d'origine des deux images est respectivement de 38° (figure 16) et de 47° (figure 17). Le coefficient de rétrodiffusion moyen de l'image du 22 mai 2011 (figure 16) correspond aux résultats attendus pour des sols humides (section 2.2.2 du chapitre 2). Comme il y a une différence de 22° entre l'angle d'incidence d'origine moyen de l'image du 2 mai 2011 (figure 17) et l'angle de référence pour la normalisation (25°), il est possible que la normalisation soit moins efficace. De plus, la sensibilité du coefficient de rétrodiffusion à l'humidité du sol devient très faible lorsque l'angle d'incidence est élevé, cela peut expliquer

pourquoi l'image du 2 mai 2011 présente un coefficient de rétrodiffusion moyen relativement faible pour une référence humide, ce qui ne correspond pas aux résultats attendus.

La figure 18 illustre les valeurs des coefficients de rétrodiffusion mesurés selon un même profil, sur une image de référence humide et une image de référence sèche, afin d'avoir une comparaison des valeurs pour chaque pixel. Ces deux images ont été choisies en raison de leurs caractéristiques d'acquisition proches.



**Figure 18: Valeur des coefficients de rétrodiffusion mesurés selon un même profil sur une image de référence humide (2 mai 2011) et une image de référence sèche (22 mai 2013)**

Faire l'analyse des valeurs des pixels selon un profil continu en conditions sèche et humide permet de supprimer l'influence de la texture du sol et du type d'occupation du sol. Étant donné les moyennes observées sur les 4 images normalisées, il n'apparaît pas rigoureux d'utiliser ces données pour extraire les coefficients de rétrodiffusion sans pouvoir les comparer avec des données d'humidité terrain. Les données humides sont sûrement trop humides et dépassent le seuil de saturation du signal radar, ce qui signifie que le délai entre les fortes précipitations ayant eu lieu et l'enregistrement des données radar est trop court pour avoir permis au sol d'atteindre la capacité au champ. Il est aussi nécessaire de prendre en compte les 2 ans d'écart entre les références sèches et humides. Malheureusement, ces images radar ne sont pas accompagnées de données terrain pour tenter de comprendre ce phénomène.

## **2.3 Données auxiliaires**

### **2.3.1 Données de précipitations**

Les données de précipitations des stations météorologiques permanentes sont utilisées pour compléter les données terrain des deux campagnes. Les stations enregistrent les précipitations horaires. Pour SMAPVEX16-MB il s'agit des stations de Manitoba Agriculture (MA). Pour SMAPVEX-12 il s'agit des stations de MAFRI, Weatherfarm et Environment Canada.

Les données de précipitations CaPA (Analyse Canadienne des Précipitations) sont produites par Environnement et Changement Climatique Canada. Leur résolution spatiale est de 10 km et leur pas de mesure de 1h. Elles sont utilisées pour choisir les images Radarsat-2 de références sèche et humide (tableau 3).

### **2.3.2 Données des types de sol**

Les données de types de sol de la Base Nationale de Données sur les Sols (BNDS) sont disponibles gratuitement sur le site d'Agriculture et Agroalimentaire Canada. Elles ont été mises à jour en 2013 avec une résolution spatiale de 1/10 000 et contiennent notamment des informations géoréférencées sur la texture des sols, leur densité, leur potentiel matriciel et leur classification selon le Système canadien de classification des sols (3e édition, 1998). Ces données sont utilisées pour connaître les types de sol de la zone d'étude et localiser des régions d'intérêt (présentant des caractéristiques similaires à la zone d'étude) pour la sélection des images de référence, ainsi que pour calculer les indices d'humidité par texture.

La base de données sur les sols UNSODA, produite par l'USDA, est utilisée pour calculer les seuils de tolérance des cultures. Cette base de données contient diverses caractéristiques physico-chimiques et hydrauliques associées à chaque sol, déterminées en laboratoire ou sur le terrain. Les données et toutes les informations associées sont disponibles sur le site de l'USDA.

### **2.3.3 Texture du sol**

La texture du sol (% de sable, % d'argile et % de limon) est déterminée par analyse au laboratoire des prélèvements des échantillons gravimétriques. Elle est utilisée pour calculer les indices par texture et interpréter les résultats liés à la saturation ou non du sol. Pour le calcul des indices d'humidité sur l'image entière, on utilise les informations sur la texture issues de la BNDS.

### **2.3.4 Données d'inventaire des cultures**

Les données d'inventaires des cultures entre 2009 et 2014 sont disponibles sur le site du gouvernement du Canada et sont fournies par Agriculture et Agroalimentaire Canada avec une résolution spatiale de 30 m à partir de 2011. Elles sont utilisées pour le calcul des indices sur l'ensemble de la zone d'étude, et non pas seulement pour les champs échantillonnés, afin d'élaborer une carte des sols saturés.

### **2.3.5 Données vectorielles du réseau de transport**

Les données vectorielles du réseau de transport du Canada sont disponibles pour la province du Manitoba sur le site de Ressources Naturelles Canada. Leur résolution spatiale est de 1/50 000. Ces données ont été superposées aux images radar dans le but de vérifier l'orthorectification et la géolocalisation des images après leur pré-traitement.

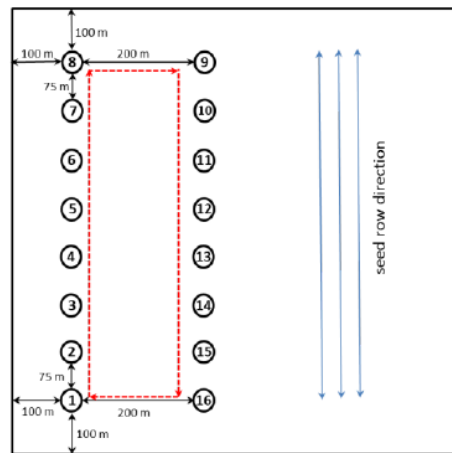
## **2.4 Données terrain**

Le détail des campagnes terrain et des méthodes d'acquisition est documenté (McNairn *et al.*, 2015 et 2017). Les mesures utilisées sont issues des bases de données disponibles sur les sites de SMAPVEX-12 et SMAPVEX16-MB. Ces données terrain sont utilisées pour le développement et l'évaluation de la méthodologie.

### **2.4.1 Humidité du sol**

Lors des deux campagnes de terrain, des valeurs d'humidité du sol  $m_v$  ont été mesurées en 16 points répartis sur deux transects pour chaque champ (figure 19) (McNairn *et al.*, 2015 et 2017). En chaque point, trois valeurs d'humidité ont été prélevées afin d'assurer la représentativité de la mesure.

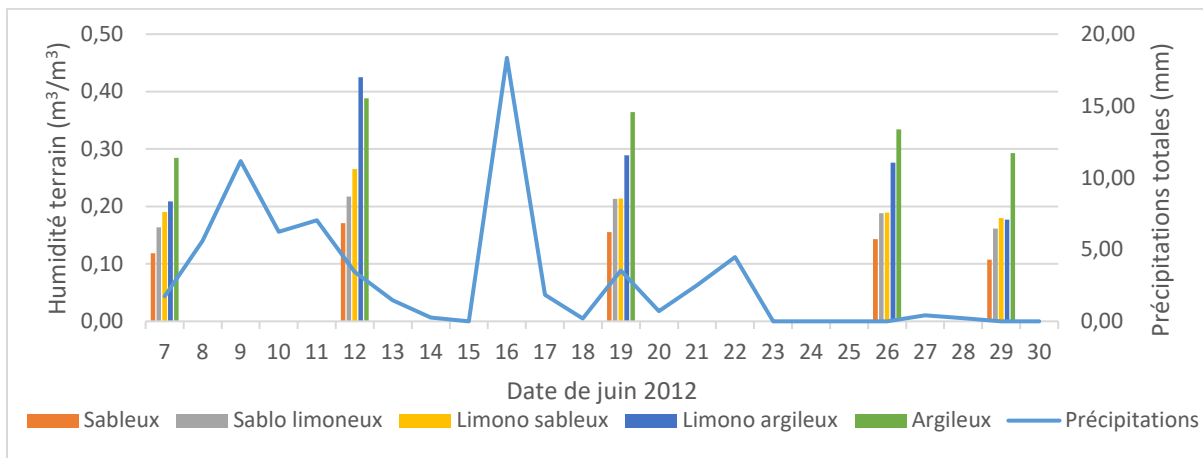
Chaque mesure a été prise à une profondeur de 5 cm à l'aide de sondes portatives Theta et Hydra (McNairn *et al.*, 2015 et 2017). Les valeurs d'humidité volumétrique du sol (% vol.) mesurées par ces sondes ont été calibrées avec l'humidité du sol gravimétrique obtenue par des échantillons de sol prélevés dans chaque champ (McNairn *et al.*, 2015 et 2017). Une moyenne de ces mesures d'humidité est effectuée par champ et par date pour comparaison avec les données radar.



**Figure 19 : Dispositif de mesure de l'humidité reproduit sur chaque champ lors des campagnes de terrain SMAPVEX-12 et SMAPVEX16-MB. (Source : McNairn et al., 2015)**

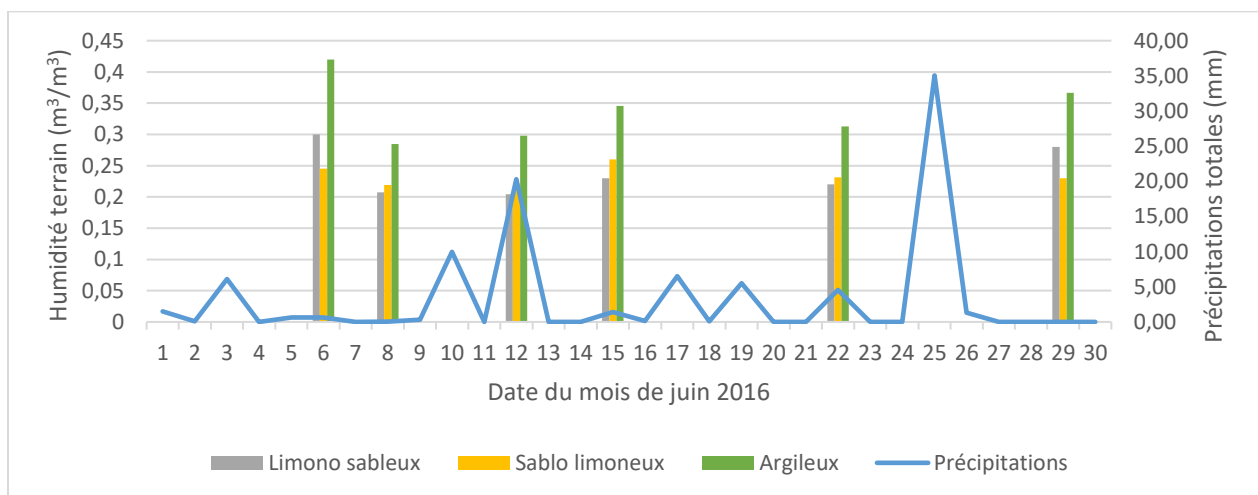
Pour compléter ces mesures manuelles, chaque campagne de terrain comprend aussi son réseau permanent de stations météorologiques, ce qui permet d'avoir des mesures d'humidité du sol et de précipitations à la fréquence d'une mesure par heure. Pour SMAPVEX-12 ce sont les données de l'*United States Department of Agriculture* (USDA), dont les stations couvrent 37 champs qui sont utilisées, tandis que pour SMAPVEX16-MB ce sont celles de RISMA, qui couvrent ou sont proches de seulement 7 champs. Ces données ne sont pas représentatives des champs puisque ponctuelles, mais elles sont utilisées lorsque qu'il n'y a pas de données d'humidité manuelles pour certaines dates, après l'application d'une correction expliquée à la section 3.3. Seules les données horaires correspondant aux heures de passage de Radarsat-2, en matinée et en soirée, sont utilisées. Une moyenne des données d'humidité de l'USDA est donc effectuée dans un intervalle de 3h autour de l'heure du passage de Radarsat-2.

Les figures 20 et 21 illustrent les précipitations mesurées aux mois de juin 2012 et 2016 ainsi que les mesures d'humidité terrain correspondant aux dates pour lesquelles il y a des images Radarsat-2. Mettre en parallèle ces deux types de données permet d'évaluer si les taux d'humidité observés sur le terrain sont directement liés aux précipitations où s'ils peuvent indiquer des difficultés de drainage en cas d'humidité excessive et persistante.



**Figure 20: Humidité mesurée au sol par classe de texture et par date, et précipitations mesurées pour la zone d'étude de SMAPVEX-12 au mois de juin 2012**

La figure 20 indique une nette différence entre les taux d'humidité moyens calculés selon les 5 grandes classes de texture présentes sur le site de SMAPVEX-12. Le taux d'humidité est positivement corrélé avec le pourcentage d'argile quelle que soit la date, ce qui est en accord avec le fait que la quantité d'eau pouvant être contenue dans un sol croît avec le pourcentage d'argile. Un premier évènement pluvieux significatif s'est produit autour du 9 juin, qui a selon la figure 20 participé à l'augmentation du taux d'humidité au sol le 12 juin par rapport au 7 juin. Après l'évènement pluvieux du 16 juin, seuls les sols limono-argileux présentent un taux d'humidité moyen au 19 juin qui est nettement inférieur à celui du 12 juin, ce qui indique un meilleur drainage pour cette texture.



**Figure 21: Humidité mesurée au sol et précipitations pour la zone d'étude de SMAPVEX16-MB au mois de juin 2016**

La figure 21 met aussi en évidence le fait que les sols de texture argileuse peuvent contenir plus d'eau que les autres, puisque le taux d'humidité mesuré sur le terrain est systématiquement supérieur pour cette texture. Les précipitations sont nettement plus importantes pour cette campagne de terrain, et les sols sont globalement plus humides. Contrairement aux sols de la campagne SMAPVEX-12, aucune moyenne d'humidité ne descend au-dessous de  $0,20 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ .

#### 2.4.2 Rugosité de surface

La figure 22 illustre les classes de hauteur de rugosité présentes sur les sols des campagnes de terrain SMAPVEX-12 (à gauche) et SMAPVEX16-MB (à droite).

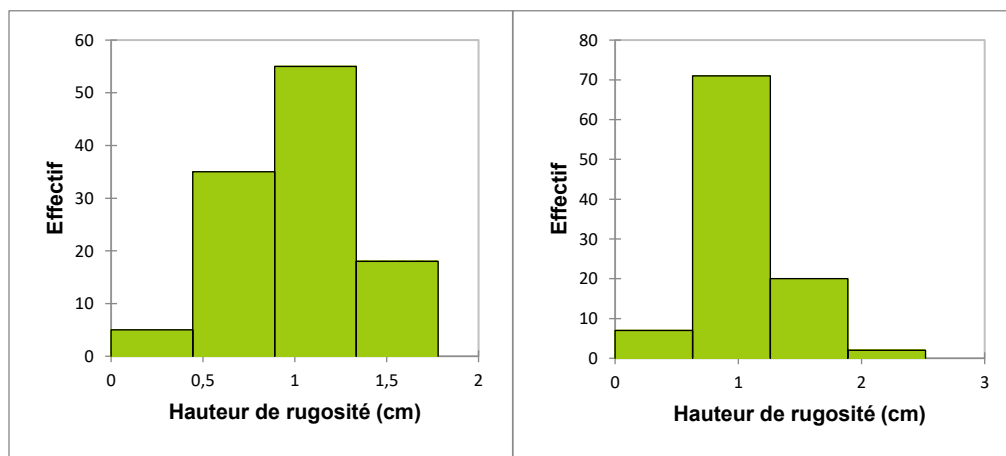


Figure 22: Classes de rugosité présentes sur le Site de SMAPVEX-12 et SMAPVEX16-MB

La figure 22 indique que la majorité des sols des campagnes de terrain SMAPVEX-12 et SMAPVEX16-MB ont une hauteur de rugosité inférieure à 1,4 cm, ce qui est relativement lisse (Hola *et al.*, 2005).

### 3 Méthodologie

La figure 23 présente les différentes étapes réalisées dans le but de caractériser les sols saturés en milieu agricole. Par soucis de clarté de l'organigramme méthodologique, seules les principales étapes sont présentées.

#### 3.1 Pré-traitement des images radar

Toutes les étapes de prétraitement des images Radarsat-2 ont été effectuées à l'aide de la librairie snappy (SNAP-python) associée au logiciel *Sentinel-1 Toolbox* de l'Agence Spatiale Européenne.



Afin de minimiser le temps de traitement, nous avons écrit un algorithme python qui permet d'effectuer la calibration radiométrique, l'orthorectification, le géoréférencement et le filtrage des images Radarsat-2. Cet algorithme a aussi servi à effectuer la décomposition polarimétrique de Cloude-Pottier des images Radarsat-2 polarimétriques afin d'extraire l'indice  $\alpha_1$ .

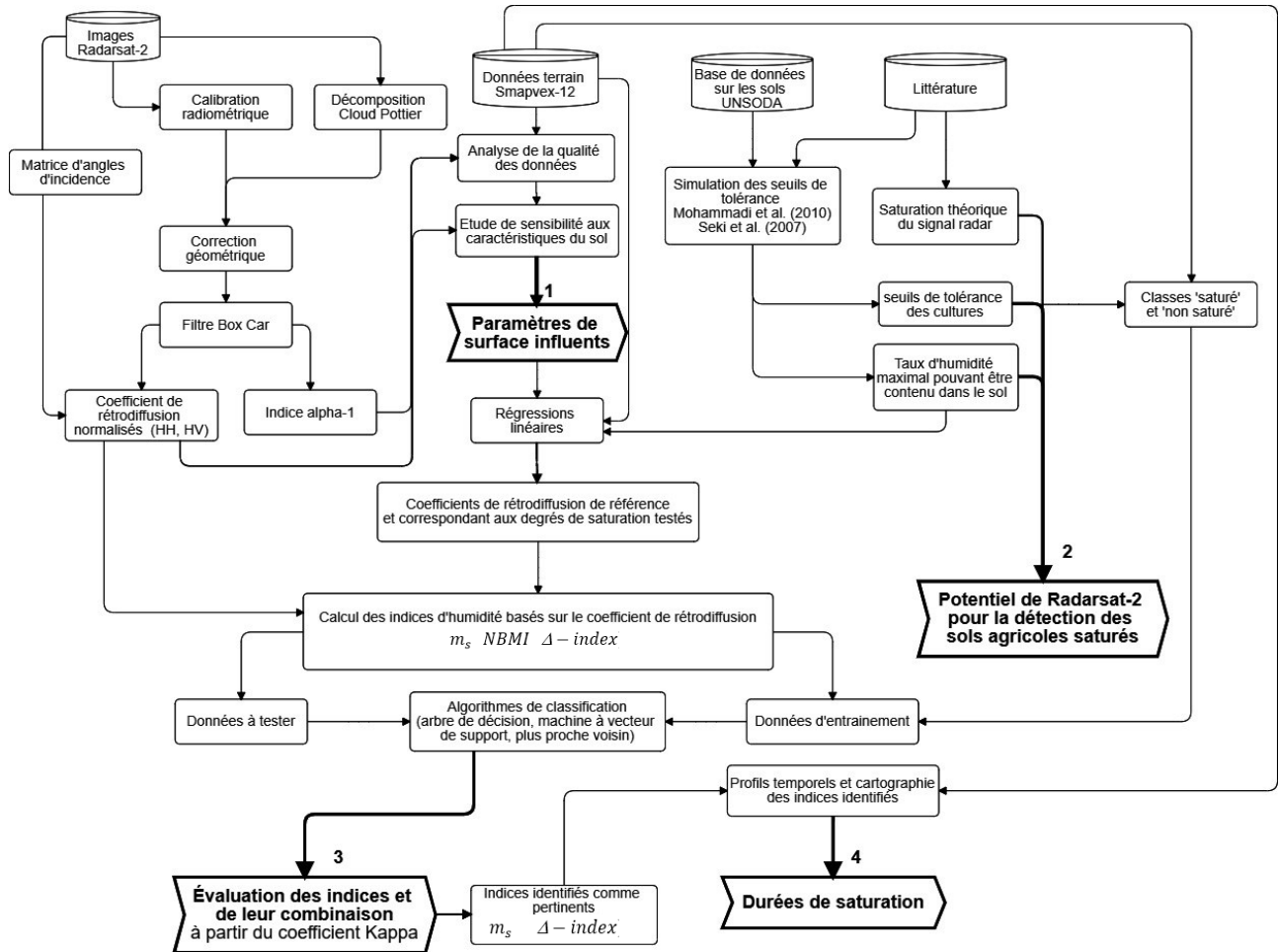
La première étape de l'algorithme applique la décomposition polarimétrique de Cloude-Pottier sur chaque image brute polarimétrique (Radarsat-2) à l'aide de la fonction '*H-A-Alpha Quad Pol Decomposition*' et fournit en sortie trois images correspondant aux trois mécanismes de diffusion de l'angle  $\alpha$ , soit  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  (définis dans la section 2.3 du chapitre 2).

La deuxième étape de l'algorithme, réalisée avec la fonction '*outputSigmaBand*' permet d'effectuer la calibration radiométrique qui consiste à extraire les valeurs de coefficients de rétrodiffusion à partir des valeurs de comptes numériques de chaque image brute (polarimétrique ou non) et des coefficients de calibration fournis par les métadonnées des images.

La troisième étape s'appuie sur la fonction '*Terrain-Correction*' pour corriger géométriquement et géoréférencer les images créées aux deux premières étapes, mais aussi pour extraire la matrice des angles d'incidence de chaque image (qui est nécessaire pour la normalisation des images). Cette fonction nécessite un Modèle Numérique de Terrain et les coordonnées au sol d'un grand nombre de pixels, extraits à partir des métadonnées de chaque image. Nous avons choisi la méthode d'interpolation bicubique pour corriger l'effet du relief et repositionner chaque pixel selon ses coordonnées au sol, car elle permet d'obtenir de très bons résultats (Kui-Ying *et al.*, 2014).

La dernière étape de l'algorithme permet de corriger le chatoiement des images radar créées à la troisième étape. Elle s'appuie sur la fonction '*Speckle-Filter*' et nous avons choisi comme paramètre le filtre '*Boxcar*' et une taille de fenêtre 7x7. Il a été démontré que ce filtre est particulièrement efficace pour les images radar (Lee and Ainsworth, 2008).

Finalement, les images ont été sauvegardées en format ENVI pour conserver toutes les informations importantes de l'image dans un fichier entête (notamment son système de coordonnées géographiques et son système de projection) et faciliter le traitement des images dans MATLAB. Afin de vérifier si les images ont été correctement géoréférencées, des fichiers vectoriels de routes (décrits section 2.3.5 du présent chapitre) de la zone d'étude ont été superposés aux données radar.



**Figure 23: Organigramme méthodologique pour la caractérisation des sols saturés en milieu agricole à partir d'images Radarsat-2**

La technique de normalisation des angles d'incidence utilisée dans ce projet (décrite chapitre 2, section 2.2.1) est celle développée par Clapp (1946). Les articles portant sur les indices d'humidité testés ont utilisé un angle de référence de  $40^\circ$ , principalement en raison de la comparaison avec des images SMAP, dont l'angle d'incidence est de  $40^\circ$  (Mladenova *et al.*, 2013). Dans cette étude,  $\theta_{ref} = 25^\circ$ . Il a été choisi pour diminuer l'influence de la rugosité et de la végétation sur le coefficient de rétrodiffusion, tel que vu dans le chapitre 2, section 2.2.2.

Pour certaines dates, il y a 2 ou 3 images Radarsat-2 de caractéristiques identiques pour couvrir l'ensemble de la zone d'étude. Elles ont donc été regroupées en une seule mosaïque pour optimiser l'analyse des données et un découpage de chaque image a été réalisé selon l'étendue du site d'étude.

## 3.2 Analyses statistiques

### 3.2.1 Caractérisation de la distribution statistique des variables

La détection dans le jeu de données d'éventuelles valeurs aberrantes, définies par Grubbs (1969) comme les observations qui semblent dévier de façon marquée par rapport à l'ensemble des autres données de l'échantillon auxquelles elles appartiennent, est effectuée avec le test de Grubbs (1969). Il a été choisi car il est plus robuste que le test de Dixon, surtout pour les petits échantillons (Ducasse, 2019). Ce test a été appliqué sur l'ensemble des mesures d'humidité ainsi que sur les coefficients de rétrodiffusion moyens (par champ) en polarisations HH et HV.

Les critères statistiques ( $T_n$  et  $T_1$ ) ont été calculés sur les valeurs extrêmes des observations puis comparés à une valeur critique. Lorsque les valeurs calculées pour  $T_n$  et  $T_1$  étaient supérieures aux valeurs critiques correspondant aux seuils de 1% et 5% (annexe 1), les données  $x_n$  et  $x_1$  ont été supprimées du jeu de données. Le test  $T_n$ , effectué pour vérifier si la valeur la plus haute,  $x_n$ , est aberrante, se calcule comme suit (équation 12) :

$$T_n = \frac{(x_n - \bar{x})}{s} \quad (12)$$

Avec  $n$  la taille de la population,  $\bar{x}$  la moyenne arithmétique des  $n$  valeurs, et  $s$  l'écart type estimé de la population, calculé avec  $n-1$  degrés de liberté selon la formule (13) suivante :

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (13)$$

Pour tester la valeur la plus basse,  $x_1$ , le test  $T_1$  (équation 14) a été effectué :

$$T_1 = \frac{(\bar{x} - x_1)}{s} \quad (14)$$

### 3.2.2 Analyse en Composantes Principales (ACP)

Une ACP a été réalisée pour identifier les caractéristiques du sol (densité, potentiel matriciel, pourcentages d'argile, sable et limon, contenu en matière organique et en carbonate de calcium) ayant le plus d'influence sur l'humidité de surface. Les composantes contenant le plus d'informations non redondantes ont été choisies selon le critère de Kaiser, qui consiste à calculer l'inertie moyenne des variables et à ne retenir que les axes dont l'inertie est supérieure à cette moyenne (Salkind, 2006). Les variables initiales ont ensuite été représentées selon les nouvelles composantes. Les corrélations

entre chaque variable testée et chaque composante principale ont ensuite été calculées pour trouver les variables ayant le plus d'influence sur l'humidité du sol. Un cercle de corrélation a été produit pour faciliter la visualisation des liens entre les variables.

### 3.2.3 Analyse de variance (ANOVA)

L'ANOVA est utilisée dans ce projet pour analyser l'influence du type de culture, de la rugosité (sous forme de classes) et de la texture (variables qualitatives) sur l'humidité du sol (variable quantitative) et le coefficient de rétrodiffusion (variable quantitative). Ces mêmes variables qualitatives ont ensuite été combinées à l'humidité du sol (ici sous forme de classes, variable qualitative) pour tester leur influence sur le signal radar (variable quantitative). Le calcul du coefficient d'asymétrie de Fisher et le test d'O'Brien (O'Brien, 1979, 1981 ; Salkind., 2006) ont été effectués pour vérifier la normalité des données et l'homoscédasticité des variances (Gu, 2013). Le test statistique F a été calculé pour vérifier si les résultats étaient statistiquement significatifs (Wall Emerson, 2017). Pour comparer l'influence des différentes variables qualitatives sur la variable quantitative étudiée, la moyenne des carrés (MC) est calculée en divisant la somme des carrés des erreurs par le degré de liberté associé (Minitab, 2018). Plus cette moyenne est élevée, plus la variable qualitative influence les valeurs de la variable quantitative (Minitab, 2018).

### 3.2.4 Régressions linéaires

Chaque moyenne d'humidité par champ ( $X_i$ ) est associée à une moyenne de coefficient de rétrodiffusion ( $Y_i$ ) correspondant au même champ et à la même date. Une régression linéaire est effectuée pour déterminer quelle droite représente le mieux le nuage de points ( $X_i, Y_i$ ), avec la méthode des moindres carrés (équation 15) :

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X \quad (15)$$

La relation entre les mesures d'humidité du sol ( $X$ ) et les coefficients de rétrodiffusion ( $Y$ ) est évaluée avec le coefficient de corrélation de Pearson qui mesure la force de la corrélation linéaire entre deux variables. La p-value est calculée pour évaluer la significativité de chacune de ces corrélations.

Comme il s'agit de savoir uniquement si le sol est saturé ou non, ce n'est pas nécessaire que les coefficients de corrélation soient très élevés, seulement que les sols saturés soient correctement identifiés comme saturés.

Par ailleurs, comme la méthodologie proposée pour la détection des sols agricoles saturés repose sur l'établissement de régressions linéaires, il est important de s'assurer que chaque régression reste stable en l'absence d'un des points sur laquelle elle est fondée. La distance de Cook (1977) est calculée pour mesurer l'influence de chaque point dans une régression linéaire en quantifiant le changement des coefficients lorsque l'on retire une des observations. Une grande valeur de la distance de Cook suggère que l'observation concernée possède une grande influence. Ici, les observations pour lesquelles la distance de Cook est supérieure à  $4/n$  (avec  $n$  le nombre d'observations) sont considérées comme ayant une forte influence (Ducasse, 2019) et sont supprimés du jeu de données.

### **3.2.5 Coefficient Kappa de Cohen**

La méthodologie développée dans cette étude est évaluée par la comparaison d'une classification des sols « non saturés » et « saturés » basée sur les données de réalité terrain et sur les indices d'humidité calculés à partir des données radar. Une matrice de confusion est ainsi élaborée et une première analyse peut être réalisée à partir des pourcentages d'accord entre les deux types de données (taux de précision) ou de désaccord (taux d'erreur). Cependant, ces pourcentages peuvent être biaisés par le fait qu'il y a statistiquement beaucoup plus de chances qu'un champ présente des valeurs d'humidité inférieures (0 à environ  $0,30-0,35 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ ) au seuil de saturation ( $0,30-0,35$  à environ  $0,40 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ ). Le coefficient Kappa développé par Cohen en 1960 est un indice statistique permettant de corriger le gonflement des pourcentages d'accord entre les classifications lorsque les données ne sont pas également réparties, et ainsi d'estimer avec plus de précision si les indices d'humidité reflètent correctement la réalité du terrain (Salkind, 2006). Cela signifie qu'une valeur de Kappa de 0 suggère que les résultats de la classification ne sont pas plus souvent en concordance que si les données avaient été réparties au hasard dans une des deux classes. Le coefficient Kappa peut prendre des valeurs négatives si les classifications sont moins souvent en concordance que si les données avaient été classées au hasard (Salkind, 2006).

Trois conditions doivent être respectées pour que ce coefficient donne des résultats pertinents (Salkind, 2006). Chaque couple de points (humidité/indice) doit être indépendant, les catégories doivent être mutuellement exclusives et exhaustives, les deux classifications doivent être réalisées indépendamment l'une de l'autre

Le coefficient Kappa se calcule en appliquant la formule suivante (équation 16, Cohen, 1960) :

$$Kappa = \frac{P_{accord} - P_{hasard}}{1 - P_{hasard}} \quad (16)$$

Avec  $P_{accord}$  la proportion d'accord et  $P_{hasard}$  la proportion de cas où, selon la théorie des probabilités, on peut s'attendre à un accord simplement dû au hasard (équation 17). Dans le cas présent :

$$P_{hasard} = P_{saturé} + P_{non saturé} \quad (17)$$

Avec  $P_{saturé}$  la proportion des points de contrôle qui sont identifiés saturés selon les données d'humidité terrain et les valeurs d'indice (équation 18) et  $P_{non saturé}$  la proportion des points de contrôle qui sont identifiés non saturés dans les deux cas (équation 19).

$$P_{saturé} = P_{saturé/terrain} * P_{saturé/radar} \quad (18)$$

$$P_{non saturé} = P_{non saturé/terrain} * P_{non saturé/radar} \quad (19)$$

Le tableau 4 indique comment interpréter les valeurs du coefficient Kappa selon la proposition de Landis and Koch (1977).

**Tableau 4: Interprétation des valeurs que peut prendre le coefficient Kappa**

Coefficient Kappa	Accord
< 0,00	Grand désaccord
0,00 – 0,20	Très Faible
0,21 – 0,40	Faible
0,41 – 0,60	Moyen
0,61 – 0,80	Satisfaisant
0,81 – 1,00	Excellent

### 3.3 Correction des données d'humidité des stations en fonction des données TDR

Pour comparer les coefficients de rétrodiffusion extraits des images Radatsat-2 et les données d'humidité au sol, il est nécessaire que ceux-ci soient mesurés quasi simultanément. Ainsi, lorsqu'il n'y a pas eu de mesure d'humidité au sol par sonde portative lors d'une journée, on utilise les mesures d'humidité des stations permanentes et automatiques de l'USDA ou de RISMA présentes sur certains champs. Cependant, étant donné que nous avons 16x3 mesures d'humidité manuelles par champ dont on fait la moyenne, pour chaque date, et une mesure d'humidité ponctuelle en un endroit du champ toutes les heures, il est nécessaire d'effectuer une correction des données issues des stations. Pour ce

faire, une corrélation entre les données des stations et les données TDR lors des journées pour lesquelles il y a ces deux types de données est effectuée afin d'obtenir l'équation de la régression linéaire entre ces deux variables. Par la suite, pour chaque journée où il n'y a pas de données manuelles TDR, une transformation des données issues des stations est appliquée selon l'équation de la droite précédemment établie.

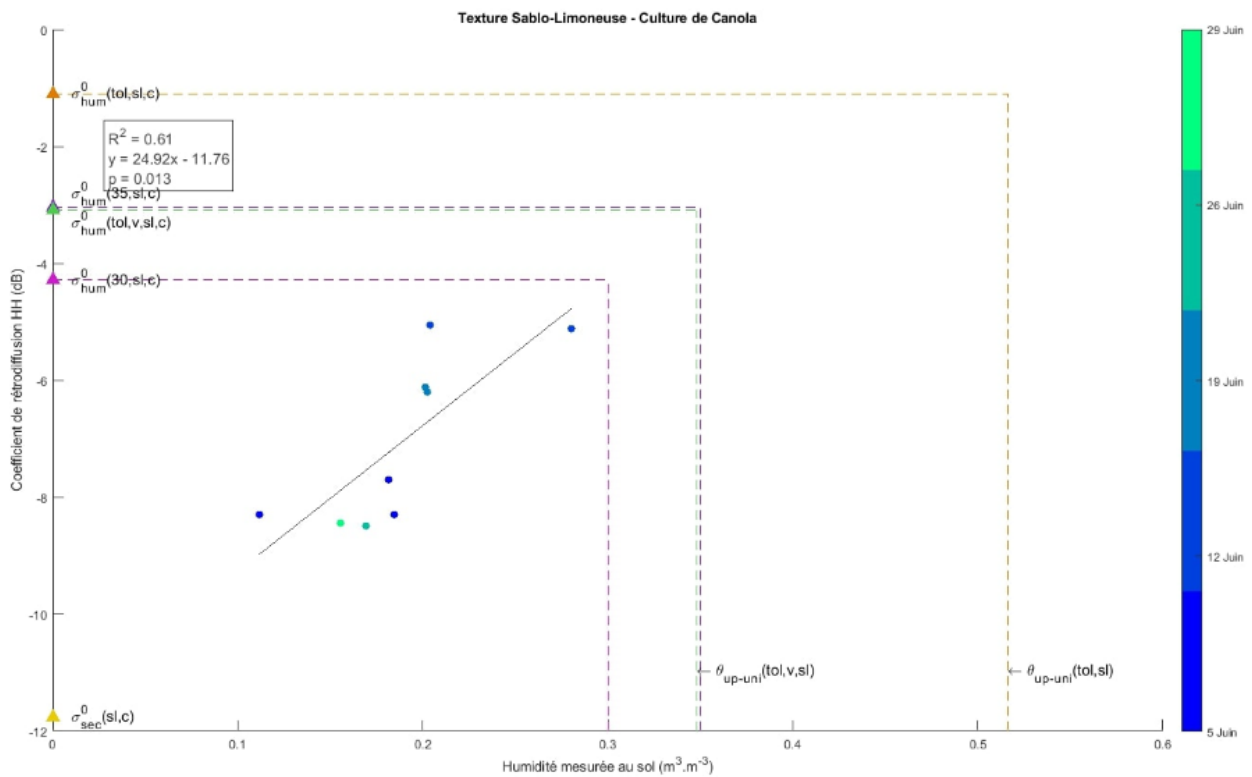
### 3.4 Calcul des seuils de tolérance des cultures

Tel qu'expliqué dans le chapitre 2 (section 1.4), les seuils de tolérance des cultures à l'humidité du sol sont calculés à partir de l'équation 3. Elle contient de nombreux paramètres associés aux propriétés physiques et chimiques du sol, ainsi que deux paramètres associés à la végétation (taux de consommation de la plante en oxygène et profondeur racinaire). Nous avons simulé ces derniers selon les intervalles de valeurs proposés par Mohammadi *et al.* (2010) car ils n'ont pu être trouvés pour chaque culture dans la littérature. La profondeur de la zone racinaire ( $L$ ) est simulée entre 1 et 10 cm et le taux de consommation en oxygène entre  $2,86.10^{-6}$  et  $2,31.10^{-5} \text{ mol.m}^{-3}.\text{s}^{-1}$ . La concentration initiale en oxygène ( $C_0$ ) et le coefficient de diffusion de l'oxygène ( $D_{0,g}$ ) varient très peu d'un sol à l'autre et sont donc considérés comme des constantes de valeurs respectives de  $9,375 \text{ mol.m}^{-3}$  et  $1,9.10^{-5} \text{ m}^2.\text{s}^{-1}$  (Lide, 2002).

Le contenu en eau volumétrique du sol à saturation,  $\theta_s$ , la porosité occupée par l'air à -10 kPa du potentiel matriciel,  $a_{10}$ , et l'indice de distribution de la taille des pores,  $b$ , sont déterminés en ajustant la courbe de rétention d'eau du sol au modèle hydraulique du sol « *SWR fit* » proposé par Seki *et al.* (2007). Ce modèle permet d'effectuer un ajustement non linéaire des courbes de rétention de l'eau présente dans le sol selon 5 modèles, dont celui de Brooks et Corey (1964) qui permet d'extraire tous les paramètres utilisés dans la formule de Mohammadi *et al.* (2010). Le programme développé par Seki (2007) détermine automatiquement les conditions nécessaires à l'ajustement non linéaire, grâce à l'estimation initiale des paramètres. Les données de rétention d'eau des principales textures de sol étant connues (base de données UNSODA décrite à la section 2.3.2 du présent chapitre), nous les avons intégrées au modèle afin d'obtenir ces paramètres. Les équations modélisant les courbes de rétention d'eau et le modèle développé par Seki (2007) sont décrites dans les articles de Mohammadi *et al.* (2010), et de Seki (2007).

### 3.5 Extraction des paramètres nécessaires au calcul des indices d'humidité et des seuils de saturation testés

Le calcul des indices d'humidité basés sur le coefficient de rétrodiffusion radar (section 3.1. du chapitre 2) nécessite de connaître, pour chaque combinaison texture/culture, la valeur des coefficients de rétrodiffusion de référence sèche  $\sigma_{sec}^0(t, c)$  et humide  $\sigma_{hum}^0(t, c)$ . Ils sont extraits à partir de l'équation des régressions linéaires établies pour chaque combinaison texture/culture. La figure 24 montre un exemple de régression obtenue et d'extraction des différents paramètres. L'échelle de couleur indique la date d'acquisition des données utilisées.



**Figure 24 : Exemple de régression linéaire obtenue, et de l'extraction des coefficients de rétrodiffusion de référence, et des coefficients de rétrodiffusion associés aux seuils de saturation testés**

$\sigma_{sec}^0(t, c)$  correspond à la valeur qu'aurait le coefficient de rétrodiffusion si l'humidité du sol était nulle (triangle jaune).  $\sigma_{hum}^0(tol, t, c)$  (triangle orange) correspond à la valeur qu'aurait le coefficient de rétrodiffusion pour le taux d'humidité maximum pouvant être contenu dans le sol, soit  $\theta_{up-uni}(tol, t)$  calculé avec la formule de Mohammadi *et al.* (2010). De plus, différents seuils de saturation sont testés (tableau 5) :  $\sigma_{hum}^0(30)$  (triangle rose) est le coefficient de rétrodiffusion correspondant à  $0,30 m^3.m^{-3}$ ,  $\sigma_{hum}^0(35)$  (triangle violet) est le coefficient de rétrodiffusion



correspondant à  $0,35 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ , et  $\sigma_{hum}^0(tol, v)$  (triangle vert) est le coefficient de rétrodiffusion correspondant au taux d'humidité maximum pouvant être contenu dans le sol en présence de végétation, soit  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$ .

**Tableau 5 : Détail des seuils de saturation testés, coefficients de rétrodiffusion et valeurs d'indice associés**

	Valeur d'humidité	Coefficient de rétrodiffusion associé	Valeur des indices associée
Seuil d'humidité $mv(30)$	$0,30 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$	$\sigma_{hum}^0(30)$	$ms(30)$ $\Delta - index(30)$ $NBMI(30)$
Seuil d'humidité $mv(35)$	$0,35 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$	$\sigma_{hum}^0(35)$	$ms(35)$ $\Delta - index(35)$ $NBMI(35)$
Limite supérieure du LLWR en présence de végétation	$\theta_{up-uni}(tol, v)$	$\sigma_{hum}^0(tol, v)$	$ms(tol, v)$ $\Delta - index(tol, v)$ $NBMI(tol, v)$

### 3.6 Comparaison et validation des indices

Pour valider les indices d'humidité, deux classes ont été créées : « non saturé » et « saturé ». Un sol est saturé sur le terrain si la moyenne d'humidité mesurée sur un champ est supérieure aux degrés de saturation testés,  $0,30 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ ,  $0,35 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$  ou  $\theta_{up-uni}(tol, v)$ .

Pour chaque indice, on a calculé les valeurs d'indices correspondant aux seuils de saturation testés en remplaçant, dans les équations 8, 9 et 10,  $\sigma^0(i, t, c)$  par  $\sigma_{hum}^0(30, t, c)$ ,  $\sigma_{hum}^0(35, t, c)$  ou  $\sigma_{hum}^0(tol, v, t, c)$ . Pour chaque indice et chaque seuil de saturation testé, un champ est donc saturé si la valeur d'indice obtenue pour ce champ est supérieure à la valeur d'indice obtenue pour  $\sigma_{hum}^0(30, t, c)$ ,  $\sigma_{hum}^0(35, t, c)$  ou  $\sigma_{hum}^0(tol, v, t, c)$ . Par exemple, si l'on étudie les résultats de l'indice  $ms(i, t, c)$  pour la texture sableuse (s), la culture de blé (b) et le seuil de saturation  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$  : si pour un champ i,  $ms(i, s, b) \geq ms(tol, v, s)$ , ce champ est saturé selon le seuil de saturation  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$ .

La comparaison et l'évaluation des indices d'humidité reposent sur trois algorithmes de classification. L'arbre de décision consiste, comme son nom l'indique, à classer les valeurs d'après une suite de choix possibles, menant à une réponse unique (Hastie *et al.*, 2017). La famille des algorithmes appelés « Machines à Vecteur de Support » est basée sur la séparation non linéaire des classes, de sorte que la distance entre les points appartenant à chacune soit maximale (Hastie *et al.*, 2017), ce qui sera ici

particulièrement utile quand le seuil de tolérance, qui varie en fonction des textures, marquera le seuil de séparation des classes. L'algorithme des k plus proches voisins réalise la classification à partir de la distance entre chaque point à classer et la classe à laquelle appartient chaque point utilisé pour l'entraînement du modèle (Hastie *et al.*, 2017).

Pour évaluer la méthodologie, deux stratégies sont employées. Dans un premier temps, les algorithmes de classification sont appliqués sur les indices calculés sur les images Radarsat-2 issues de la campagne de terrain SMAPVEX-12, lorsque des sols sont identifiés saturés sur le terrain. Pour chaque valeur d'indice, la classe « saturé » ou « non saturé » est attribuée selon la vérité terrain et le seuil de saturation testé. Les classes de texture et de culture sont prises en compte dans la classification. Chaque algorithme est appliqué en validation croisée, c'est-à-dire que le jeu de données est partitionné au hasard en k groupes de taille similaire (Hastie *et al.*, 2017). Comme nous avons un petit jeu de données, nous avons opté pour séparer le jeu de données en trois et ainsi baser l'entraînement sur 2/3 du jeu de données. Trois itérations sont effectuées, avec à chaque fois 2/3 des données utilisés pour l'entraînement du modèle et 1/3 pour la validation. Il en résulte une moyenne du pourcentage de précision et des données de la matrice de confusion, calculée à partir des trois itérations. Les indices sont testés individuellement puis combinés. Cela signifie que l'algorithme est entraîné sur les valeurs des trois indices simultanément. Le coefficient kappa calculé permet d'évaluer la pertinence de chaque classification en prenant en compte le biais dû au hasard. En raison d'un faible nombre de paires de points (moyenne d'humidité par champ, moyenne de coefficient de rétrodiffusion par champ) après séparation des données selon la texture et le type de culture, la classification est effectuée sur les mêmes données que celles utilisées pour l'établissement des régressions linéaires. Cependant, pour la classification, toutes les combinaisons texture/culture sont mélangées.

Dans un deuxième temps, les régressions linéaires issues des données SMAPVEX-12 et les coefficients de rétrodiffusion de référence et ceux associés aux seuils de saturation testés sont appliqués aux données SMAPVEX16-MB pour tester la reproductibilité de la méthodologie. Pour cela, il est nécessaire que les mêmes combinaisons pour lesquelles les régressions linéaires sont significatives pour SMAPVEX-12 soient aussi significatives pour SMAPVEX16-MB. Si des sols correspondant à ces combinaisons sont saturés sur le terrain, le coefficient Kappa est calculé pour valider l'efficacité de la classification. Dans le cas contraire, sans classe de sols saturés, il n'est pas possible d'évaluer la classification.

### 3.7 Analyse multi-dates

Afin d'obtenir les durées de saturation en eau des parcelles agricoles utilisées dans ce projet, un suivi temporel de chacune d'elle au cours du mois de juin est effectué, pour identifier les jours au cours desquels le sol était saturé. En comparant ces résultats pour chaque journée, on obtient les durées de saturation de chaque parcelle. Bien que la résolution temporelle de Radarsat-2 ne soit pas optimale, cela permet d'avoir une idée des champs présentant des problèmes de saturation. Ces résultats sont comparés avec les données de précipitations et de température enregistrées sur chaque champ afin d'en déduire si la saturation provient de précipitations très fortes ou de difficultés de drainage.

Une cartographie des champs présentant des problèmes de drainage est obtenue par génération de nouvelles images de la région d'étude, à partir du calcul des indices d'humidité sur les images acquises à plusieurs dates. L'algorithme créé permet d'appliquer le calcul de chaque indice en considérant la texture et le type de culture associé à chaque pixel, grâce aux données de types de sol (section 2.3.2 du présent chapitre) et les données d'inventaire des cultures (section 2.3.4 du présent chapitre). Deux séries de cartes sont élaborées pour chaque indice d'humidité identifié comme pertinent pour la détection des sols saturés. Chaque carte correspond à une image en composée couleur RVB, créée à partir de trois dates; chacune étant représentée par une couleur. La première série de cartes consiste à présenter les valeurs de chaque indice identifié pour illustrer les variations du taux d'humidité (Section 8.3.1). Les valeurs de l'indice d'humidité sont conservées grâce aux nuances des couleurs qui indiquent le degré d'humidité. Pour chaque texture, la nuance de couleur sur la carte et les valeurs de l'indice correspondant au seuil de saturation présentant les meilleurs résultats permet de déterminer l'état de saturation du sol. Pour chaque indice pertinent (Section 7.1.2), la deuxième série de cartes permet de représenter les sols saturés en considérant le seuil de saturation optimal identifié comme séparateur des deux classes (Section 8.3.2). Contrairement à la première série de cartes, il n'y a plus de nuances de couleurs, car un sol est représenté comme saturé ou non.

Un profil temporel des valeurs d'humidité mesurées sur le terrain, des indices  $\Delta - index(i, t, c)$  et  $ms(i, t, c)$  calculés à partir des images Radarsat-2, du coefficient de rétrodiffusion de ces mêmes images, ainsi que les précipitations et la température mesurées est réalisé pour les champs identifiés comme saturés à plusieurs reprises durant le mois de juin, afin d'avoir un aperçu des conditions météorologiques pouvant expliquer les variations d'humidité dans le sol.

# Chapitre 4 : Résultats et discussions

## 1 Analyses statistiques

### 1.1 Distribution des variables quantitatives utilisées

Avant d'utiliser les données pour développer la méthodologie de caractérisation des sols saturés en eau, il faut s'assurer qu'il n'y a pas de données aberrantes dans la base de données. Les figures 25 à 27 présentent la distribution de la totalité des mesures d'humidité et des coefficients de rétrodiffusion en polarisations HH et HV. Le box plot permet de représenter les paramètres de la distribution (moyenne  $\bar{x}$ , médiane  $Me$  et écart type  $s$ ). L'histogramme permet d'avoir un aperçu de la normalité des données. Le coefficient d'asymétrie de Fisher ( $\gamma_1$ ) permet de quantifier l'asymétrie potentielle de la distribution.

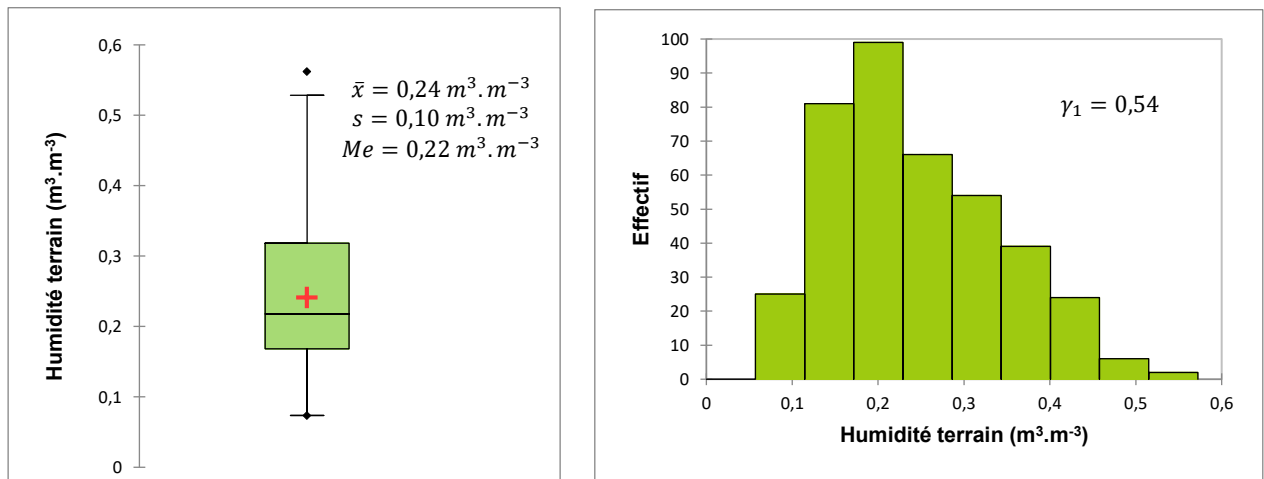


Figure 25: Distribution des mesures d'humidité avant suppression des données aberrantes

Les données d'humidité du sol (figure 25) varient de 0,10 à 0,50  $\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ , avec une moyenne de 0,24  $\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ . Elles suivent une distribution légèrement asymétrique (coefficient de Fisher de 0,54).

Les données radar en polarisation HH (figure 26) varient entre -15,0 et 0,0 dB, avec une moyenne de -9,5 dB. Elles suivent une distribution légèrement asymétrique (coefficient de Fisher de 0,43).

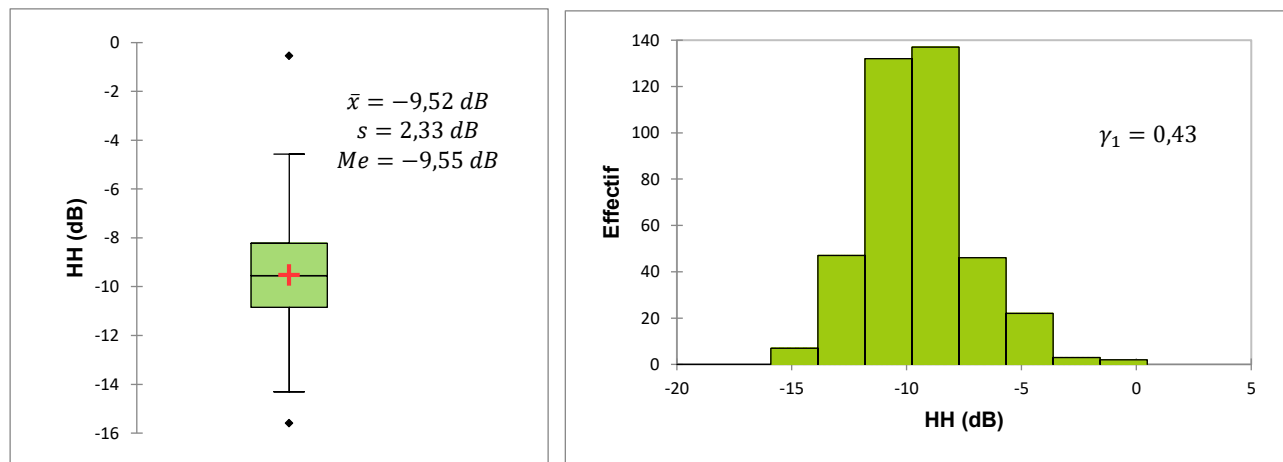


Figure 26 : Distribution des  $\sigma^0$  en polarisation HH avant suppression des données aberrantes

Les données radar en polarisation HV (figure 27) varient entre -28,0 et -12,0 dB, avec une moyenne de -18,9 dB. Elles suivent une distribution normale (coefficient de Fisher  $\gamma_1$  de 0,02).

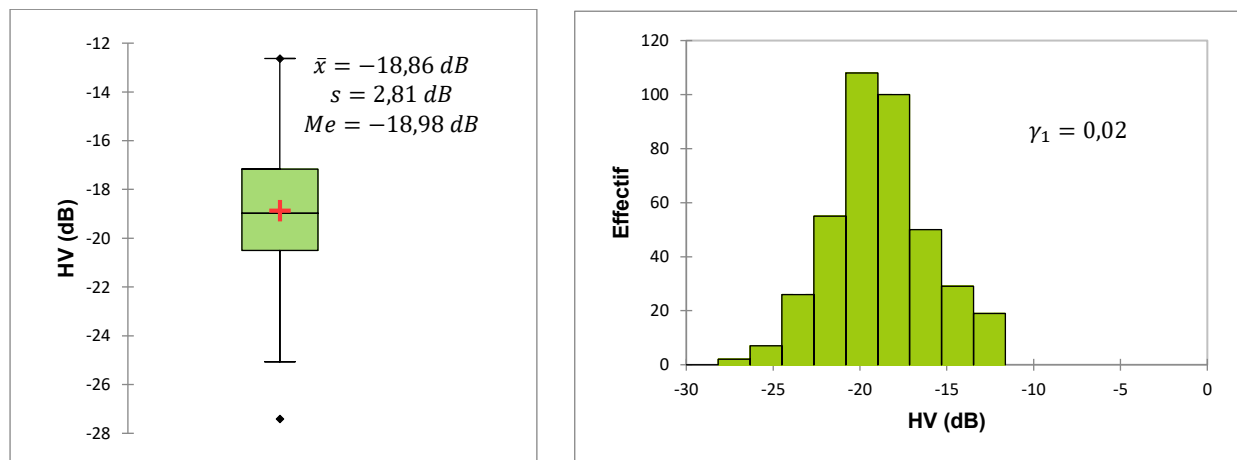


Figure 27 : Distribution des coefficients de rétrodiffusion en polarisation HV avant suppression des données aberrantes

Tel que précisé dans la méthodologie (section 3.2.1 du chapitre 3), le test de Grubbs est appliqué sur les données fin de supprimer les données aberrantes. Le tableau 6 indique les résultats obtenus sur les valeurs d'humidité mesurées au sol et les données radar en polarisations HH et HV, ainsi que les seuils théoriques de 1 % et 5 % selon le nombre de valeurs (n) dans les deux dernières colonnes des tableaux 6 et 8.

**Tableau 6: Résultats du test de Grubbs sur les données extrêmes d'humidité et de coefficients de rétrodiffusion**

	$T_n$	$T_l$	5 % (n = 132)	1 % (n = 132)
mv	2,631	1,718	<b>3,298</b>	<b>3,693</b>
HH	5,775	1,265		
HV	3,372	1,285		

La valeur du test de Grubbs effectué sur les données extrêmes supérieures ( $T_n$ ) est supérieure aux valeurs théoriques calculées par Grubbs (1972) aux seuils de risque de 1 % et 5 % dans le cas des données radar. Cela signifie qu'il y a moins d'1% de risque de se tromper en affirmant que les données radar en polarisation HH et HV comportent des valeurs anormalement élevées. Au contraire, quelle que soit la variable étudiée, aucune donnée ne semble anormalement faible selon le test de Grubbs car la valeur calculée  $T_l$  est toujours inférieure aux valeurs théoriques obtenues aux seuils de 5 % et 1 %. Le tableau 7 présente les valeurs aberrantes supérieures identifiées avec le test de Grubbs, et qui ont donc été supprimées du jeu de données avant de poursuivre la méthodologie. Ces données aberrantes correspondent toujours à des valeurs de coefficients de rétrodiffusion anormalement élevées pour la valeur d'humidité du sol mesurée et, elles proviennent principalement des images radar en polarisation HH. De plus, il est intéressant de remarquer qu'elles sont systématiquement associées à des champs de texture pauvre en argile et, que dans la majorité des cas, les données aberrantes ont été acquises le 12 Juin. Cependant, étant donné que le test de Grubbs a été effectué sur la moyenne des coefficients de rétrodiffusion par champ, on ne peut attribuer l'existence de ces valeurs aberrantes au chatoiement typique des images radar. La présence de telles valeurs pourrait toutefois provenir de problèmes dans l'acquisition manuelle des données d'humidité terrain, tel qu'un dysfonctionnement de la sonde de mesure ou une erreur dans la transcription de la valeur d'humidité.

**Tableau 7 : Valeurs aberrantes identifiées avec le test de Grubbs et supprimées du jeu de données**

ID champ	Texture	Culture	Jour	Humidité (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	HH (dB)	HV (dB)
24	Sableuse	Maïs	12 Juin	0,12	<b>-2,33</b>	-17,54
11	Sableuse	Soja	29 Juin	0,14	<b>-2,88</b>	-22,01
62	Sableuse	Maïs	12 Juin	0,18	<b>-3,93</b>	-15,14
84	Sablo-limoneux	Canola	12 Juin	0,20	-5,05	<b>-12,63</b>
11	Sableuse	Soja	12 Juin	0,22	<b>-0,53</b>	-19,23
83	Sablo-limoneux	Maïs	12 Juin	0,30	<b>-3,89</b>	-16,53

Le test de Grubbs est effectué de nouveau après la suppression des données correspondant aux valeurs aberrantes détectées en polarisation HH et HV (tableau 7). Les résultats sont présentés dans le tableau 8. Le test indique que les données extrêmes inférieures et supérieures de chaque variable ne sont pas aberrantes ( $T_n$  et  $T_1$  sont toujours inférieures aux valeurs théoriques correspondant aux seuils de 5 % et 1 %). Pour l'humidité, le test montre qu'il n'y a toujours pas de données aberrantes (tableaux 6 et 8).

**Tableau 8: Résultats du test de Grubbs sur les données d'humidité et de coefficients de rétrodiffusion après suppression des valeurs aberrantes**

	$T_n$	$T_1$	5 % (n = 128)	1 % (n = 128)
<i>mv</i>	3,271	1,731	<b>3,289</b>	<b>3,683</b>
HH	3,268	1,579		
HV	3,262	1,288		

## 1.2 Analyse des corrélations entre les différentes caractéristiques du sol

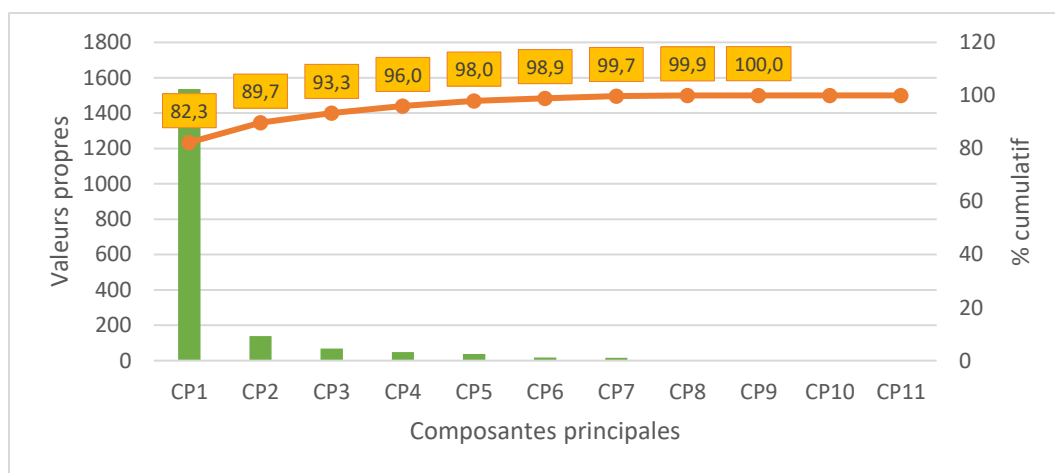
Ici les variables testées sont les pourcentages respectifs de particules sableuses (Sable), limoneuses (Limon) et argileuses (Argile), le potentiel matriciel à 1500 (KP1500), 33 (KP33), 10 (KP10), 0 kP (KP0) et à saturation (KSAT), le pourcentage de carbonate de calcium ( $\text{CaCO}_3$ ), ainsi que la densité et la capacité d'échanges cationiques (CEC). Le tableau 9 présente la matrice de corrélation obtenue.

Les corrélations entre les variables de texture sont naturellement importantes et négatives (par exemple  $r = -0,896$  entre l'argile et le sable). La CEC augmente avec le pourcentage d'argile ( $r = 0,833$ ) et elle est négativement corrélée avec le pourcentage de sable ( $r = -0,783$ ), ce qui est en accord avec la littérature (Droge and Goss, 2013). Quelle que soit la quantité de kP, le potentiel matriciel diminue avec le pourcentage de sable ( $-0,530 < r < -0,900$ ) et augmente avec les taux de limon ( $0,363 < r < 0,728$ ) et d'argile ( $0,551 < r < 0,882$ ). Les tendances sont inverses pour le potentiel matriciel à saturation (KSAT). La densité du sol est positivement corrélée avec le pourcentage de sable et le potentiel matriciel à saturation. À l'inverse, elle est négativement corrélée avec les pourcentages de limon et d'argile, la CEC et le potentiel matriciel entre 0 et 1500 kP. Aucune corrélation intéressante n'est observée avec le pourcentage de carbonate de calcium.

**Tableau 9 : Matrice de corrélation entre les différentes caractéristiques du sol testées**

Variables	Sable	Limon	Argile	CEC	KSAT	KP0	KP10	KP33	KP1500	Densité	CaCO <sub>3</sub>
Sable	1										
Limon	-0,86	1									
Argile	-0,90	0,54	1								
CEC	-0,78	0,52	0,83	1							
KSAT	0,61	-0,51	-0,55	-0,54	1						
KP0	-0,53	0,36	0,55	0,56	-0,40	1					
KP10	-0,87	0,73	0,79	0,76	-0,67	0,60	1				
KP33	-0,90	0,68	0,88	0,81	-0,64	0,60	0,97	1			
KP1500	-0,89	0,67	0,87	0,80	-0,62	0,52	0,89	0,95	1		
Densité	0,62	-0,47	-0,60	-0,62	0,46	-0,84	-0,64	-0,63	-0,57	1	
CaCO <sub>3</sub>	-0,06	0,07	0,03	-0,02	-0,16	0,05	0,06	0,04	0,10	-0,03	1

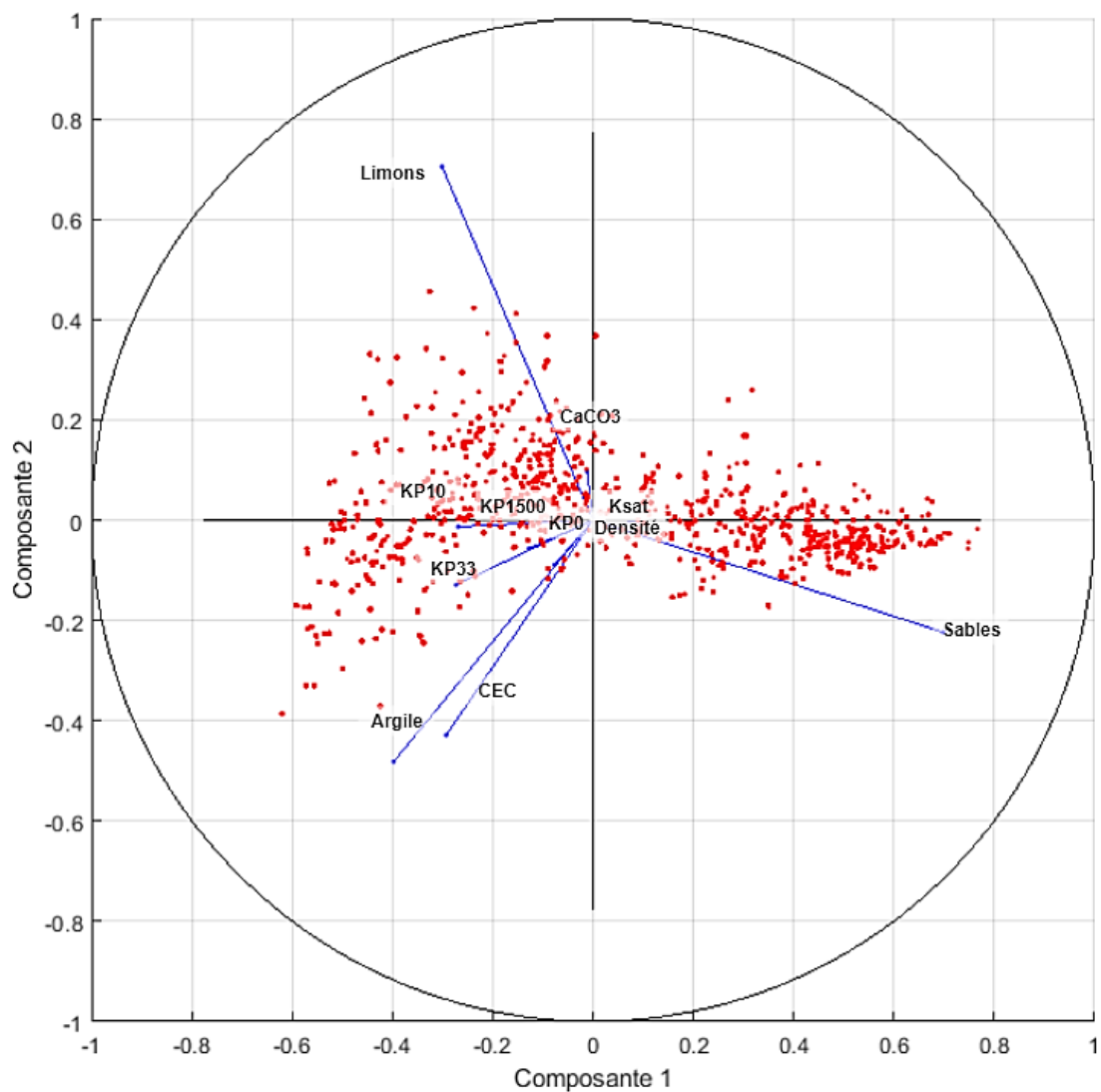
Afin de visualiser graphiquement ces corrélations et de s'assurer d'avoir accès à toutes les interactions entre les variables, une ACP est réalisée. La figure 28 présente le taux de variabilité expliqué par chaque composante principale. Elle indique clairement que la première composante principale contient presque toute la variabilité présente dans le jeu de données initial (82,3 %). La deuxième composante permet d'atteindre presque 90 % de la variabilité totale.



**Figure 28 : Composantes Principales de l'ACP**

La figure 29 représente les observations dans un nouveau système de coordonnées ayant la composante 1 pour abscisse et la composante 2 pour ordonnée.





**Figure 29 : Cercle des corrélations de l'ACP**

Comme le montre la figure 29, ce sont les pourcentages d'argile, sable et limon qui contiennent le plus d'information non redondante, ce qui est logique car la texture est un des facteurs majeurs qui détermine les propriétés physico-chimiques du sol (potentiel matriciel, densité, capacité d'échanges cationiques). Il apparaît clairement que la CEC est étroitement corrélée positivement avec le pourcentage d'argile. Les autres variables étant proches du centre du cercle, il est préférable de se référer à la matrice de corrélation. Le tableau 9 et la figure 29 indiquent qu'en prenant en compte la texture, les autres caractéristiques du sol sont donc indirectement considérées.

### 1.3 Influence des caractéristiques du sol sur l'humidité de surface et le signal radar

Le tableau 10 présente l'effet des caractéristiques du sol sur l'humidité du sol et sur le signal radar en polarisation HH et HV. Tel qu'expliqué dans la méthodologie (section 3.2.3 du chapitre 3), la moyenne des carrés (MC) indique quelle variable a le plus d'influence et la p-value indique si cette influence est significative (valeurs en gras dans le tableau 10).

**Tableau 10 : Résultats de l'ANOVA pour l'étude de l'influence de la texture, du type de culture et de la rugosité sur la variabilité des données d'humidité du sol, des coefficients de rétrodiffusion en polarisations HH et HV.**  
MC = Moyenne des Carrés

Caractéristique(s) du sol testée	Humidité du sol		Polarisation HH		Polarisation HV	
	MC	p-value (%)	MC	p-value	MC	p-value (%)
Type de culture	<b>20,9</b>	<b>0,0</b>	<b>43,2</b>	<b>0,000</b>	<b>116,0</b>	<b>0,0</b>
Texture du sol	<b>103,2</b>	<b>0,0</b>	3,9	0,296	2,9	24,7
Classe de rugosité	<b>6,9</b>	<b>0,2</b>	1,4	0,607	<b>6,0</b>	<b>1,2</b>
Type de culture et classe de rugosité	<b>4,9</b>	<b>1,2</b>	4,5	0,125	2,1	22,2
Texture et classe de Rugosité	1,7	58,5	7,4	0,091	<b>5,7</b>	<b>4,1</b>
Type de culture et Texture	0,9	96,1	4,0	0,635	<b>9,9</b>	<b>0,5</b>

Les variables ayant une influence significative sur l'humidité du sol sont le type de culture, la texture, la rugosité, ainsi que l'association du type de culture et de la classe de rugosité. Parmi celles-ci, c'est la texture (MC de 103,2) qui a le plus d'influence, suivie du type de culture (MC de 20,9).

En polarisation HH, seul le type de culture permet d'expliquer de manière significative la variabilité observée (MC de 43,2). En polarisation HV, ce sont le type de culture, la classe de rugosité, l'association de la texture et de la classe de rugosité, l'association du type de culture et de la texture, ainsi que les trois variables combinées qui ont une influence significative. Selon la moyenne des carrés, c'est le type de culture qui influence le plus la variabilité observée (MC de 116,0) sur les données HV, suivi de la combinaison du type de culture et de la texture (MC de 9,9).

Ainsi, pour l'humidité du sol, le paramètre le plus important est clairement la texture. Cependant, les valeurs de coefficient de rétrodiffusion sont quant à elles principalement influencées par le type de

culture présent sur les champs. Une fois les variables analysées indépendamment, comme ce ne sont pas les mêmes facteurs d'influence qui ressortent, et que l'objectif est d'établir une corrélation entre l'humidité du sol et le signal radar, il est pertinent d'ajouter l'humidité du sol comme facteur d'influence aux autres caractéristiques du sol, pour expliquer la variabilité du signal radar (tableau 11).

**Tableau 11 : Résultats de l'ANOVA comportant aussi l'humidité du sol comme variable explicative. MC = Moyenne des Carrés**

Caractéristique(s) du sol testée	Polarisation HH		Polarisation HV	
	MC	p-value (%)	MC	p-value (%)
Type de culture	<b>58,6</b>	<b>0,0</b>	<b>121,7</b>	<b>0,0</b>
Texture	<b>14,5</b>	<b>0,0</b>	<b>4,07</b>	<b>9,7</b>
Classe de rugosité	<b>5,9</b>	<b>3,4</b>	<b>9,07</b>	<b>0,1</b>
Classe d'humidité du sol	<b>43,8</b>	<b>0,0</b>	<b>14,77</b>	<b>0,0</b>
Type de culture et classe de rugosité	<b>3,7</b>	<b>8,3</b>	<b>3,3</b>	<b>5,6</b>
Type de culture et classe d'humidité	<b>25,9</b>	<b>0,3</b>	12,7	16,5
Texture et classe de rugosité	<b>8,1</b>	<b>1,2</b>	<b>6,3</b>	<b>1,2</b>
Type de culture et texture	3,9	10,8	4,6	15,6
Texture et classe d'humidité	<b>19,9</b>	<b>0,1</b>	8,4	14,7
Rugosité et classe d'humidité	<b>16,3</b>	<b>1,0</b>	6,5	36,7

Lorsque l'on étudie l'influence des variables ne comprenant qu'un paramètre (première partie du tableau 11), ce sont le type de culture (MC de 58,6 et 121,7 respectivement en HH et HV) et la classe d'humidité du sol (MC de 43,8 et 14,7 respectivement en HH et HV) qui ont le plus d'influence sur les données radar, toujours avec une p-value de 0 donc hautement significatives.

Lorsque l'on considère les variables résultant de la combinaison de deux paramètres (deuxième partie du tableau 11), Les variables les plus influentes sont, en polarisation HH, le type de culture et la classe d'humidité du sol (MC de 25,9), puis la texture et la classe d'humidité du sol (MC de 19, 9), toutes deux avec une p-value inférieure à 1 %. En polarisation HV, les variables combinant deux paramètres et dont l'influence est significative, selon la p-value associée à la moyenne des carrés, sont la texture et la classe de rugosité (MC de 6,3 et p-value de 1,2 %), suivi de la rugosité et du type de culture (MC de 3,3 et p-value de 5,4 %).

## **1.4 Conclusion sur l'influence des caractéristiques du sol**

L'ACP a permis d'identifier que la texture du sol est en étroite relation avec les autres caractéristiques du sol (figure 29 et tableau 9). La texture du sol permet donc de prendre en considération les propriétés physico-chimiques du sol sans faire intervenir d'autres paramètres.

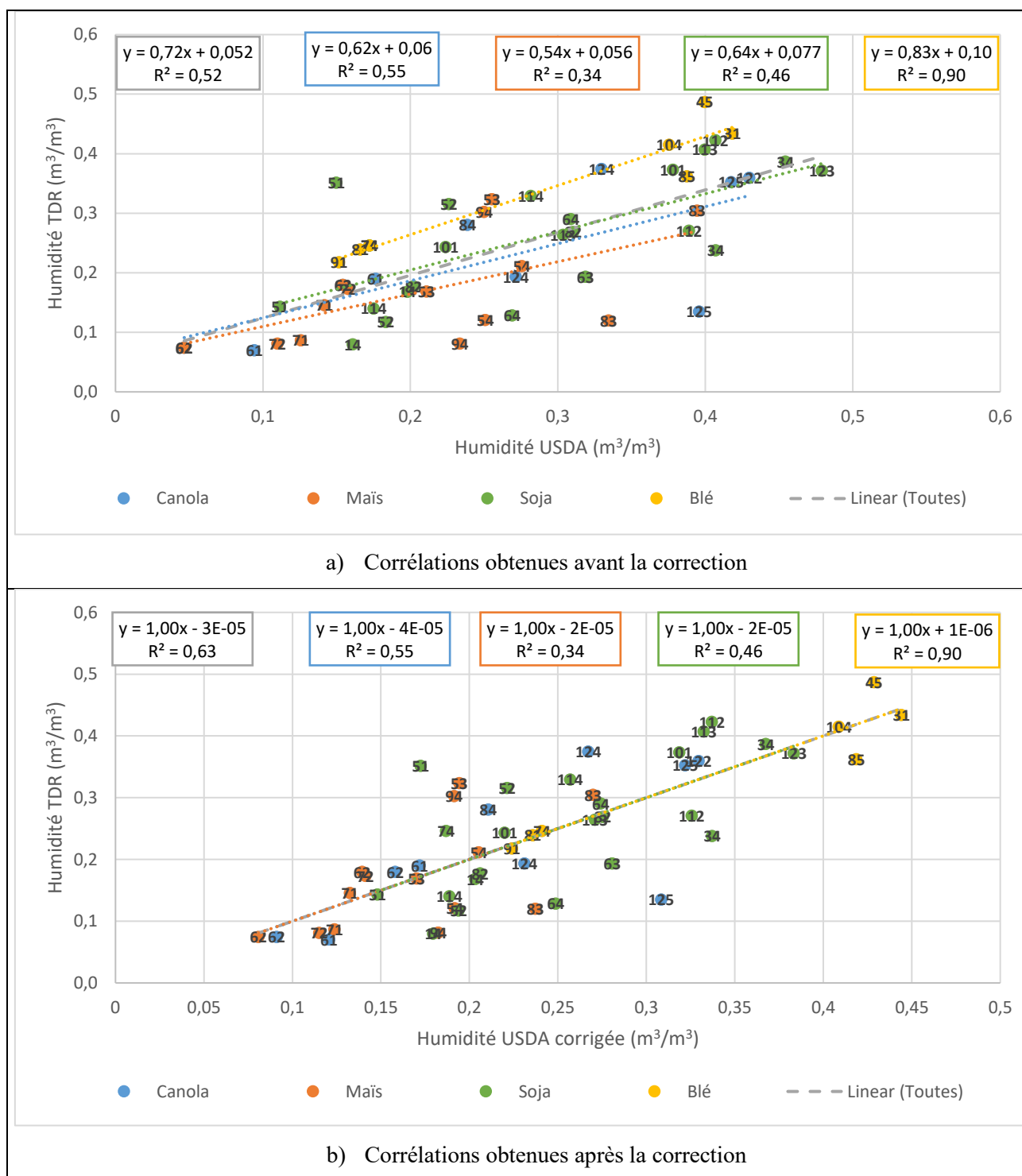
L'ANOVA a permis d'identifier les variables ayant le plus d'influence sur l'humidité du sol et sur les données radar en polarisation HH et HV. Le paramètre ayant le plus d'influence sur l'humidité du sol est la texture (tableau 10), ce qui est cohérent avec les notions abordées dans la section 1.1 du chapitre 2.

Lorsque l'humidité du sol est considérée comme une variable qualitative pouvant influencer le signal radar (tableau 11), on observe une différence entre les polarisations HH et HV. En polarisation HH, l'humidité influence les valeurs de coefficient de rétrodiffusion lorsqu'elle est considérée individuellement mais aussi lorsqu'elle est associée au type de culture ou à la texture. Il apparaît donc pertinent d'élaborer des classes selon le type de culture et la texture lorsque l'on analyse la corrélation entre l'humidité du sol et le coefficient de rétrodiffusion en polarisation HH.

En polarisation HV, l'humidité du sol influence le coefficient de rétrodiffusion uniquement lorsqu'elle est considérée individuellement (tableau 11). On remarque aussi que c'est clairement le type de culture qui a le plus d'influence sur le coefficient de rétrodiffusion en HV (tableaux 10 et 11). Par ailleurs, pour détecter les sols agricoles saturés en fonction du seuil de tolérance des cultures, il est nécessaire de prendre en compte la texture du sol (section 1.4 du chapitre 2). La rugosité apparaît comme ayant une influence significative, qu'elle soit considérée individuellement ou en association avec la texture ou le type de culture, mais de façon cependant nettement moins marquée que le type de culture (tableau 11). Il est aussi pertinent d'ajouter que les classes ne peuvent être élaborées qu'en considérant une ou deux variables, car une troisième aboutirait à un trop faible nombre de données par classe. De ce fait, la corrélation entre l'humidité du sol et le coefficient de rétrodiffusion en HV sera aussi analysée en fonction de la texture et de la rugosité des champs.

## **2 Correction des données d'humidité des stations en fonction des données TDR**

La figure 30 donne comme exemple les régressions obtenues entre les données des stations de l'USDA et les données d'humidité mesurées lors de SMAPVEX-12 avant correction (figure 30a) et après (figure 30b).



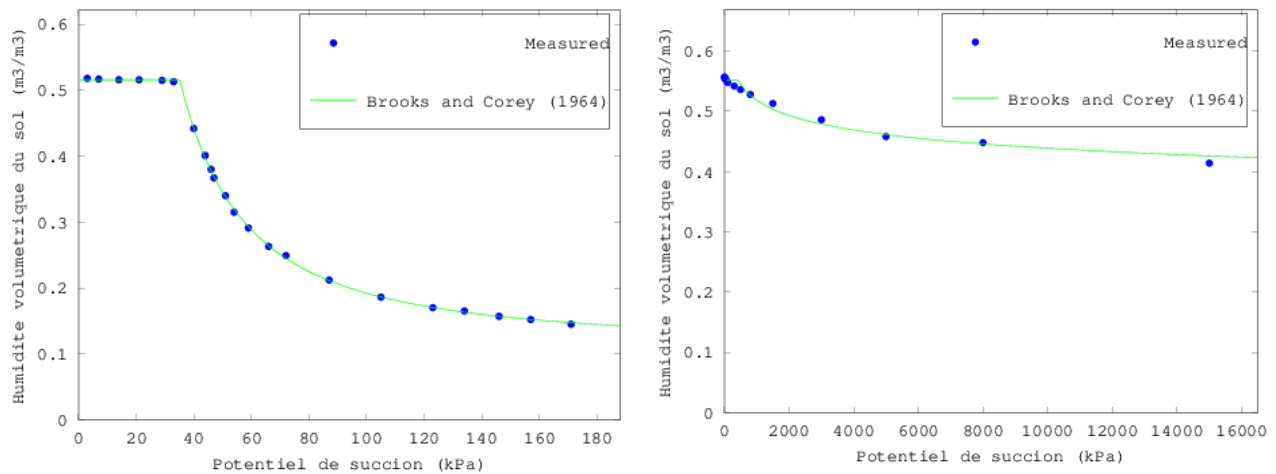
**Figure 30 : Régressions linéaires obtenues par type de culture, avant et après correction des données des stations en fonction des données TDR**

Quel que soit le type de culture, l'équation associée présente un coefficient directeur de 1 et une ordonnée à l'origine proche de 0. Cela signifie que si les coefficients de corrélation n'ont pas changé,

les mesures d'humidité des stations de l'USDA corrigées sont maintenant similaires aux mesures d'humidité des sondes TDR.

### 3 Seuils de tolérance des cultures

Les différents paramètres nécessaires au calcul de  $\theta_{up-uni}$  ont été définis dans la section 1.4 du chapitre 2, ainsi que les valeurs des deux constantes impliquées,  $C_0$  et  $D_{0,g}$ . Les raisons de la simulation des paramètres de la végétation  $r_g$  et  $L$  ont été précédemment expliquées (section 3.4 du chapitre 3). Les paramètres restants sont calculés selon le modèle de Brooks et Corey (1964). La figure 31 présente deux exemples de l'évolution du potentiel matriciel en fonction de l'humidité du sol selon le modèle de Brooks et Corey (1964) et selon les valeurs de la base de données UNSODA mesurées sur le terrain. Cette figure montre que le modèle fonctionne très bien quel que soit le pourcentage d'argile présent dans le sol, et permet donc de confirmer que le modèle de Brooks et Corey (1964) peut être utilisé pour extraire les paramètres nécessaires au calcul de  $\theta_{up-uni}$ .



**Figure 31 : Modélisation du potentiel de succion selon l'humidité du sol par Brooks et Corey (1964), pour un sol de texture sablo-limoneuse (à gauche) et argileuse (à droite)**

Pour chaque texture, les valeurs des paramètres nécessaires au calcul de  $\theta_{up-uni}$  (équation 3, chapitre 3), sont extraits à partir du modèle de Brooks et Corey (1964). Les résultats sont présentés dans le tableau 12, ainsi que les deux constantes déterminées par Lide (2002).

**Tableau 12 : Paramètres du sol nécessaires au calcul de  $\theta_{up-uni}$  pour chaque texture**

Texture	% Argile	$\Theta_s$ (m <sup>3</sup> .m <sup>-3</sup> )	b	$a_{10}$ (m <sup>3</sup> .m <sup>-3</sup> )	$C_0$ (mol.m <sup>-3</sup> )	$D_{0,g}$ (m <sup>2</sup> .s <sup>-1</sup> )
Argileuse	>45 %	0,55	13,82	0,56	9,375	$1,9.10^{-5}$
Limono argileuse	25-45 %	0,57	3,49	0,57		
Limono Sableuse	<10 %	0,26	3,60	0,26		
Sableuse	<10 %	0,34	0,56	0,34		
Sablo-limoneuse	10-25 %	0,52	0,64	0,52		

Les graphiques de la figure 32 présentent les simulations de  $\theta_{up-uni}$  pour chaque texture présente sur le site d'étude de SMAPVEX-12. Le seuil de tolérance des cultures peut être interprété comme le volume d'eau disponible et non nuisible pour les plantes en fonction de leurs caractéristiques physiologiques et la texture des sols où elles sont cultivées. Si l'on considère uniquement le paramètre de profondeur racinaire (L), le taux d'humidité du sol peut atteindre jusqu'à 50 % dans les premiers centimètres sous la surface d'un sol de type argileux sans que cela nuise à la croissance des cultures. Cette capacité de rétention d'eau diminue si le pourcentage d'argile décroît, car les sols sableux sont beaucoup plus drainants. Quel que soit le type de texture du sol, pour un taux de consommation en oxygène très faible, le seuil de tolérance diminue assez rapidement avec l'accroissement des racines. De plus, plus le taux de consommation en O<sub>2</sub> est élevé, plus la profondeur des racines induit une décroissance rapide du seuil de tolérance. Cela montre bien que la formule développée par Mohammadi *et al.* (2010) représente correctement les besoins en eau des plantes. En effet, plus les racines sont longues, plus la quantité d'eau nécessaire pour les hydrater est importante, réduisant ainsi la quantité d'eau disponible. De même, plus la plante consomme de l'oxygène, plus la quantité d'air présente dans le sol doit être importante, ce qui n'est pas possible dans un sol présentant un taux d'humidité élevé.

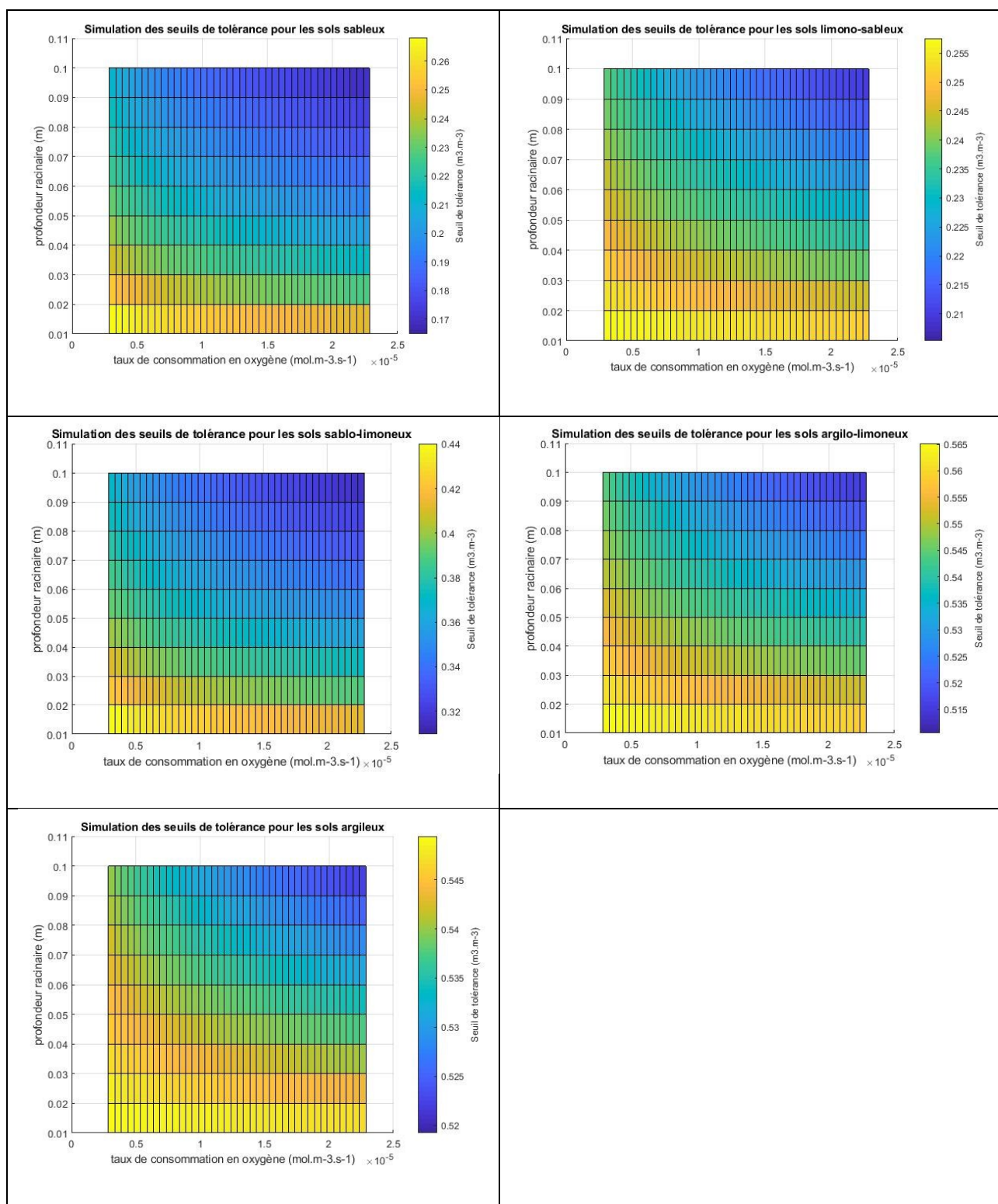
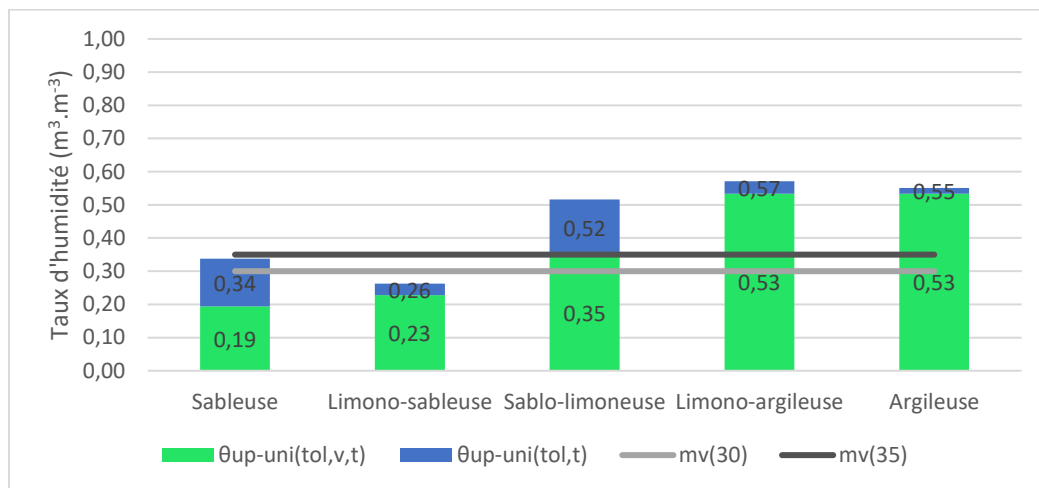


Figure 32 : Graphiques de simulation des seuils de tolérance  $\theta_{up-uni}$  selon les différentes textures



Suite à l'analyse de la figure 32, pour le calcul de la capacité maximum d'eau pouvant être contenue dans le sol  $\theta_{up-uni}(tol, t)$  selon sa texture, la valeur du seuil de tolérance simulé est choisie pour une profondeur racinaire minime et un taux de consommation en oxygène très faible, c'est-à-dire avec une présence presque nulle de végétation. La formule de Mohammadi *et al.* (2010) est aussi appliquée en supposant une profondeur racinaire de 5 cm et un taux d'oxygène de  $2,31.10^{-5} \text{ mol.m}^{-3}.\text{s}^{-1}$  afin d'obtenir  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$ . La figure 33 présente les résultats de  $\theta_{up-uni}(tol, t)$  et  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$  obtenus. Ces valeurs sont utilisées, respectivement, pour déterminer le coefficient de rétrodiffusion de référence humide  $\sigma_{hum}^0(tol, t, c)$  et le coefficient de rétrodiffusion correspondant au contenu en eau du sol non nuisible pour la végétation  $\sigma_{hum}^0(tol, v, t, c)$  à partir des courbes de régression (section 3.5 du chapitre 3).

La figure 33 illustre l'ordre dans lequel  $\theta_{up-uni}(tol, t)$  les seuils de saturation  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$ ,  $mv(30)$ , et  $mv(35)$  se placent pour chaque texture présente sur le site d'études de SMAPVEX-12.



**Figure 33 : Comparaison des valeurs de  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$ ,  $\theta_{up-uni}(tol, t)$  et des seuils de saturation  $mv(30)$  et  $mv(35)$  pour chaque texture**

Tel que mentionné précédemment, Bruckler *et al.* (1988), Chanzy, (1993) et Dobson and Ulaby (1981) ont évalué la saturation du signal radar pour des valeurs d'humidité du sol aux alentours de  $0,35$  à  $0,40 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ . Or, en absence de végétation, les textures sablo-limoneuse, limono-argileuse et argileuse ont une capacité de rétention d'eau ( $\theta_{up-uni}(tol, t)$ ) supérieure à  $0,40 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$  (figure 33), ce qui signifie que le capteur de Radarsat-2 ne permet a priori pas de détecter les sols saturés en eau lorsqu'ils sont composés des textures mentionnées. Cependant, le seuil de tolérance des cultures

$\theta_{up-uni}(tol, v, t)$  dans une texture sablo-limoneuse est situé en dessous de  $0,35 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$  (figure 33), soit en dessous de la saturation du signal du capteur de Radarsat-2.

#### 4 Extraction des coefficients de rétrodiffusion de référence et calcul des indices

Tel qu'expliqué dans la méthodologie, les coefficients de rétrodiffusion de références sèche et humide sont déterminés pour chaque classe de culture et de texture à partir des régressions linéaires entre les coefficients de rétrodiffusion (moyennes des  $\sigma_0$  par champ) et l'humidité du sol (moyennes des mesures prises sur le terrain pour chaque champ).

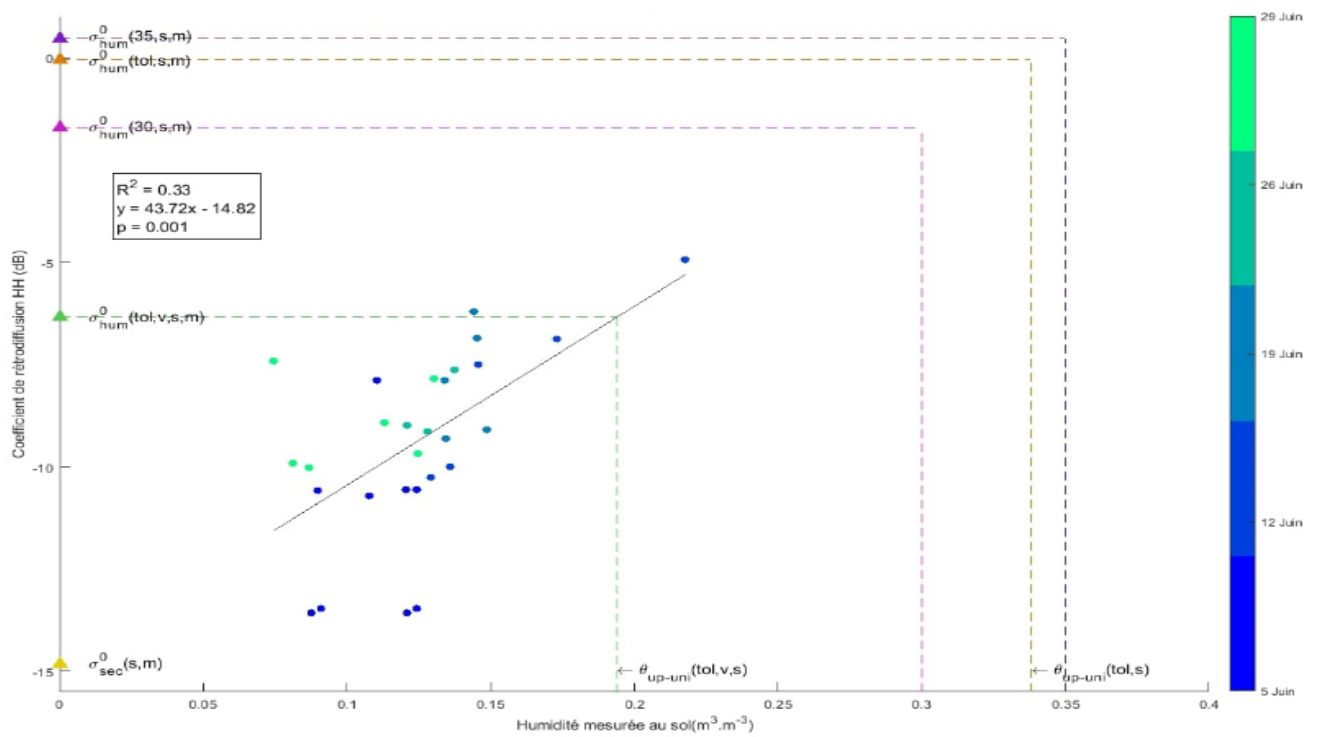
##### 4.1 Polarisation HH

La figure 34 présente les régressions à partir desquelles les coefficients de rétrodiffusion de référence et les seuils d'humidité testés sont extraits. Seules les combinaisons texture/culture pour lesquelles les corrélations sont significatives (pour un seuil inférieur à 10 %, voir tableau 1) sont présentées. L'échelle de couleur indique les dates d'acquisition des données. Les valeurs de  $\theta_{up-uni}(tol, t)$  et  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$  utilisées pour chaque texture proviennent de la figure 33.

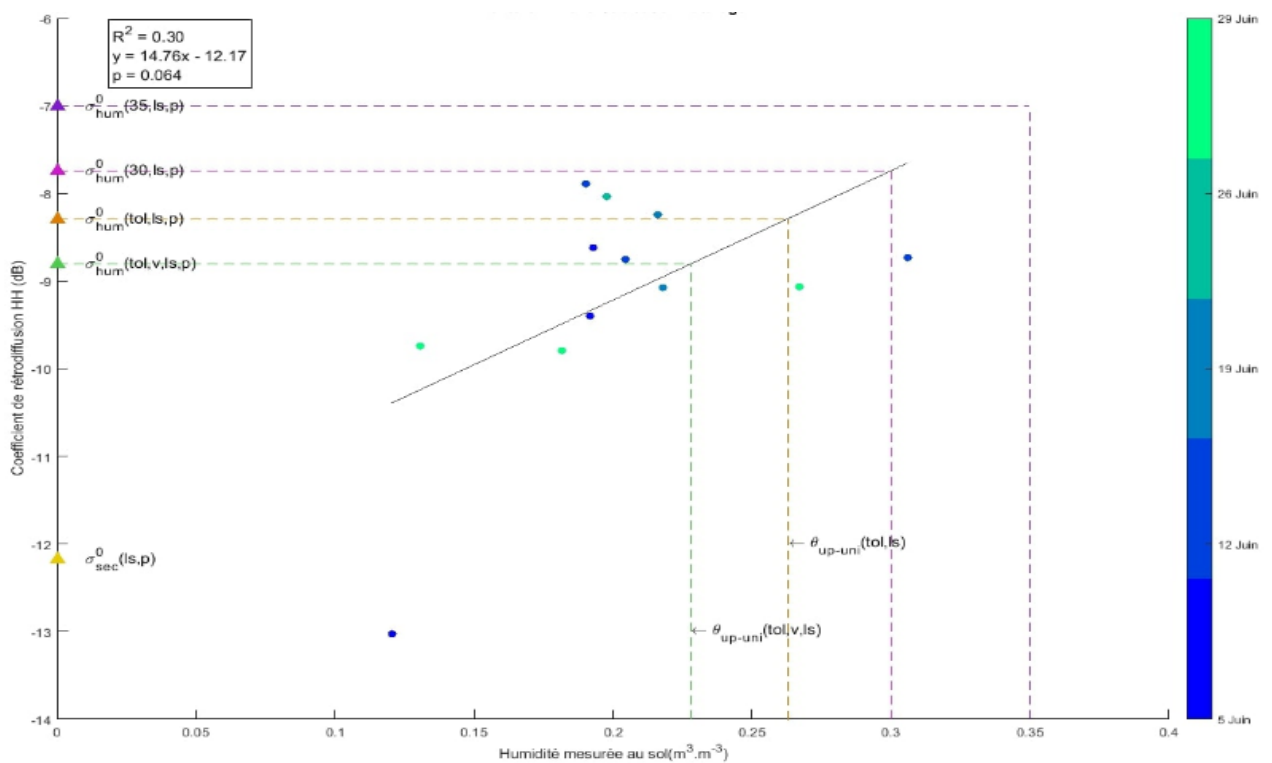
La réalité terrain confirme les notions théoriques évoquées dans la section 1.1 du chapitre 2: pour la texture sableuse, le graphique a indique qu'aucune mesure d'humidité ne dépasse  $0,22 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ , ce qui correspond aux caractéristiques drainantes de la majorité des sols sableux, tandis que pour les textures limono-argileuse et argileuse (graphiques h à j), les mesures d'humidité terrain s'élèvent jusqu'à  $0,50 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ .

Les coefficients de rétrodiffusion les plus élevés ne correspondent pas spécifiquement aux dernières dates de juin, lorsque la végétation était plus haute qu'au début du mois (Wang *et al.*, 2016). De ce fait, la rétrodiffusion associée à la végétation ne prédomine pas sur celle associée à l'humidité de surface. En effet, au mois de juin, la végétation atténue plutôt le signal, en raison de son faible taux de couverture et de biomasse.

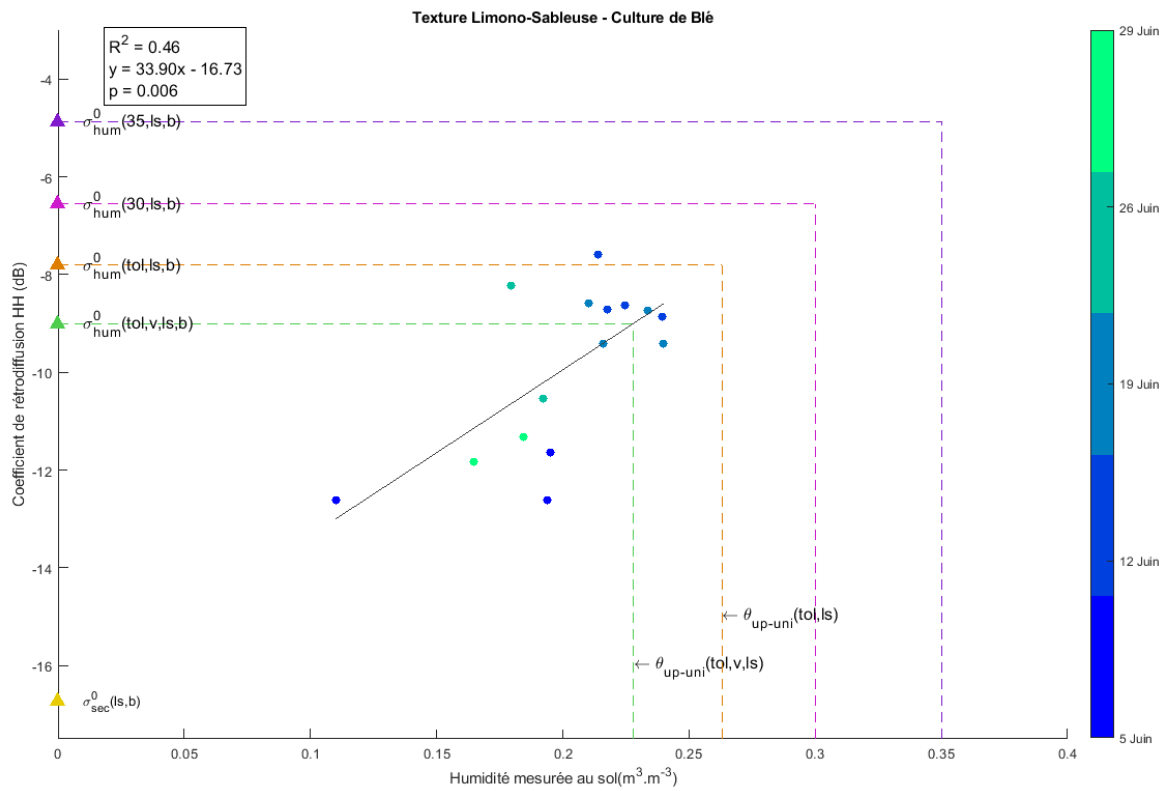
Certaines corrélations, bien que significatives, ne présentent pas un coefficient de détermination très élevé (les graphiques a, b, e, f, h ont un  $R^2 < 0,4$ ). Cependant, comme l'objectif est ici de classer chaque point comme correspondant à un champ saturé ou non, le manque de précision de ces corrélations n'est pas rédhibitoire. Les matrices de confusion élaborées dans la section 7.1. permettront de mieux évaluer la qualité de la classification.



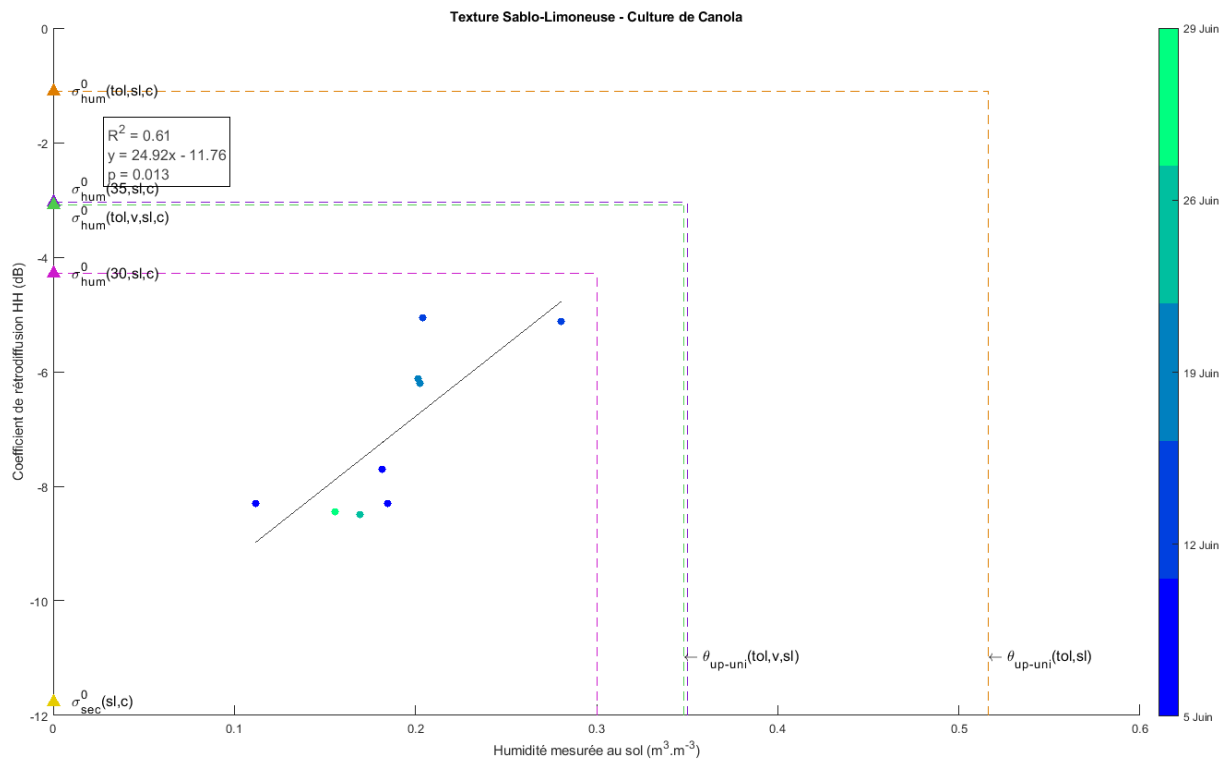
a) Combinaison texture sableuse et culture de maïs



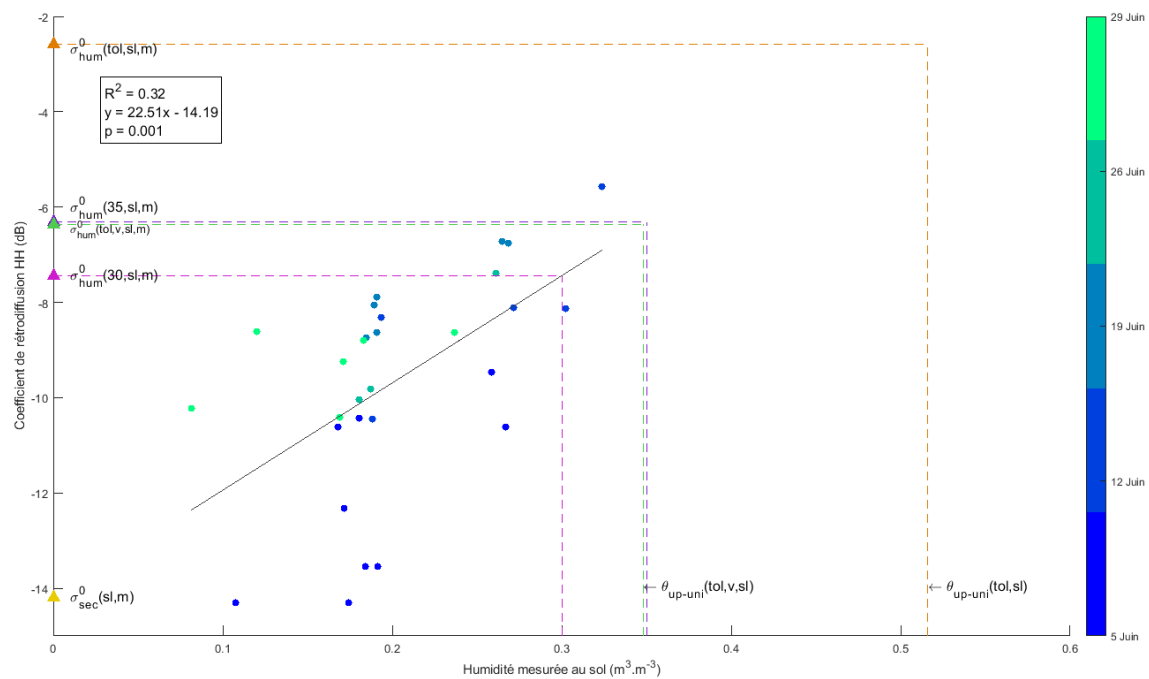
b) Combinaison texture limono-sableuse et pâturage



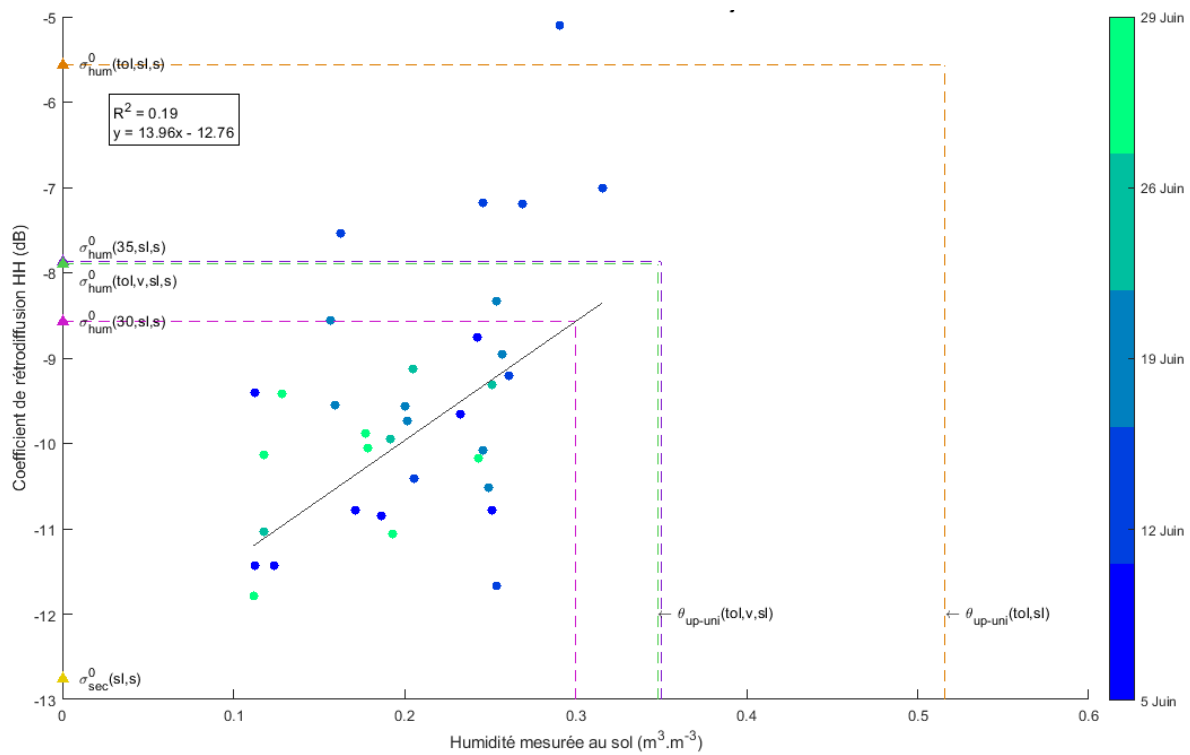
c) Combinaison texture limono-sableuse et culture de blé



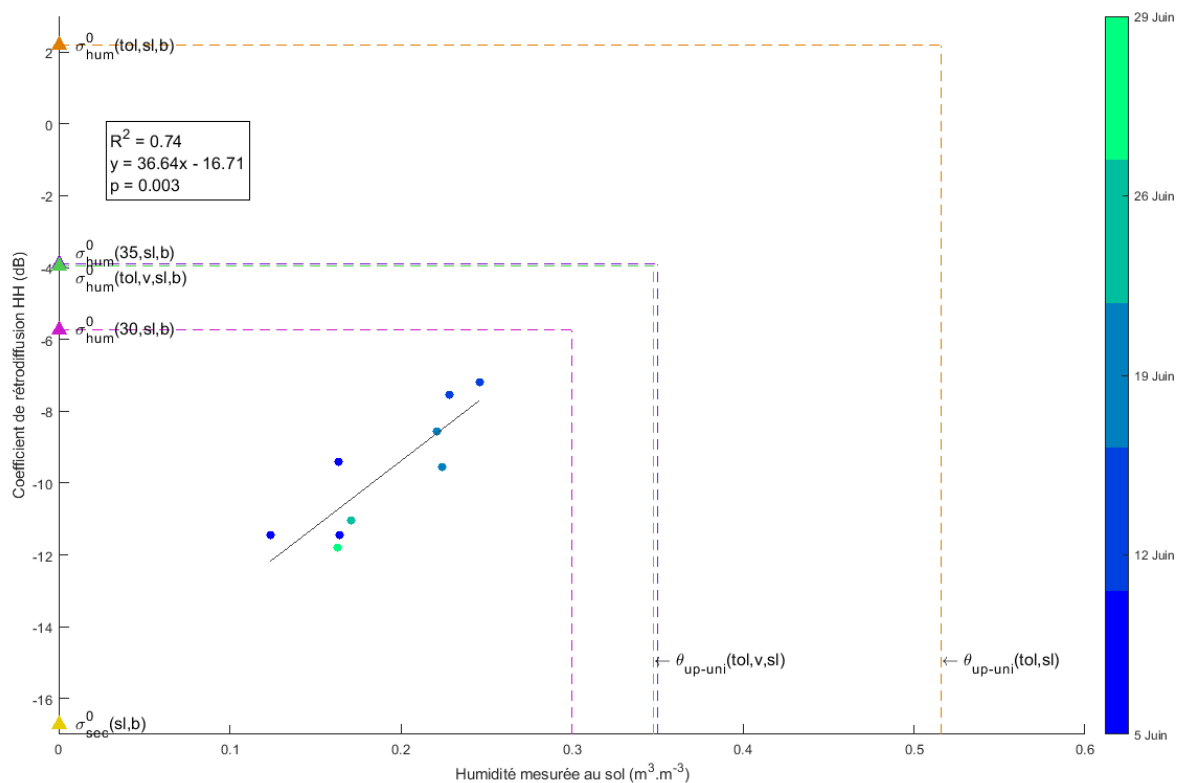
d) Combinaison texture sablo-limoneuse et culture de canola



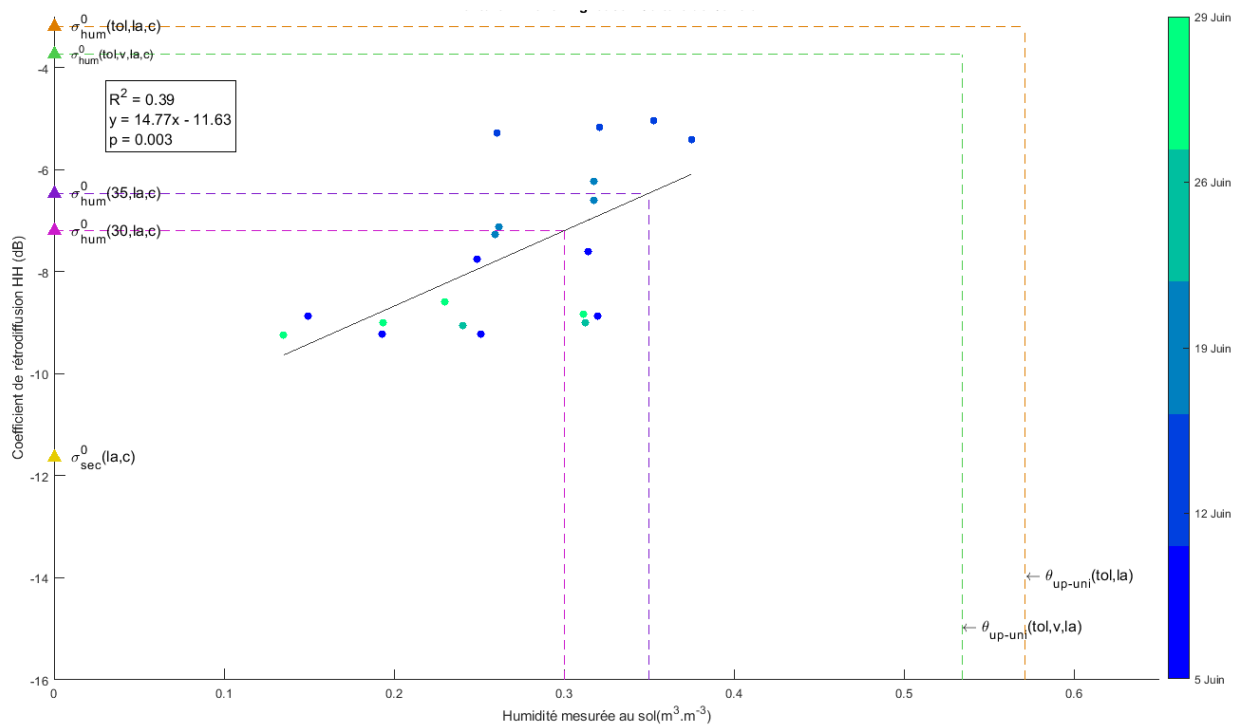
e) Combinaison texture sablo-limoneuse et culture de maïs



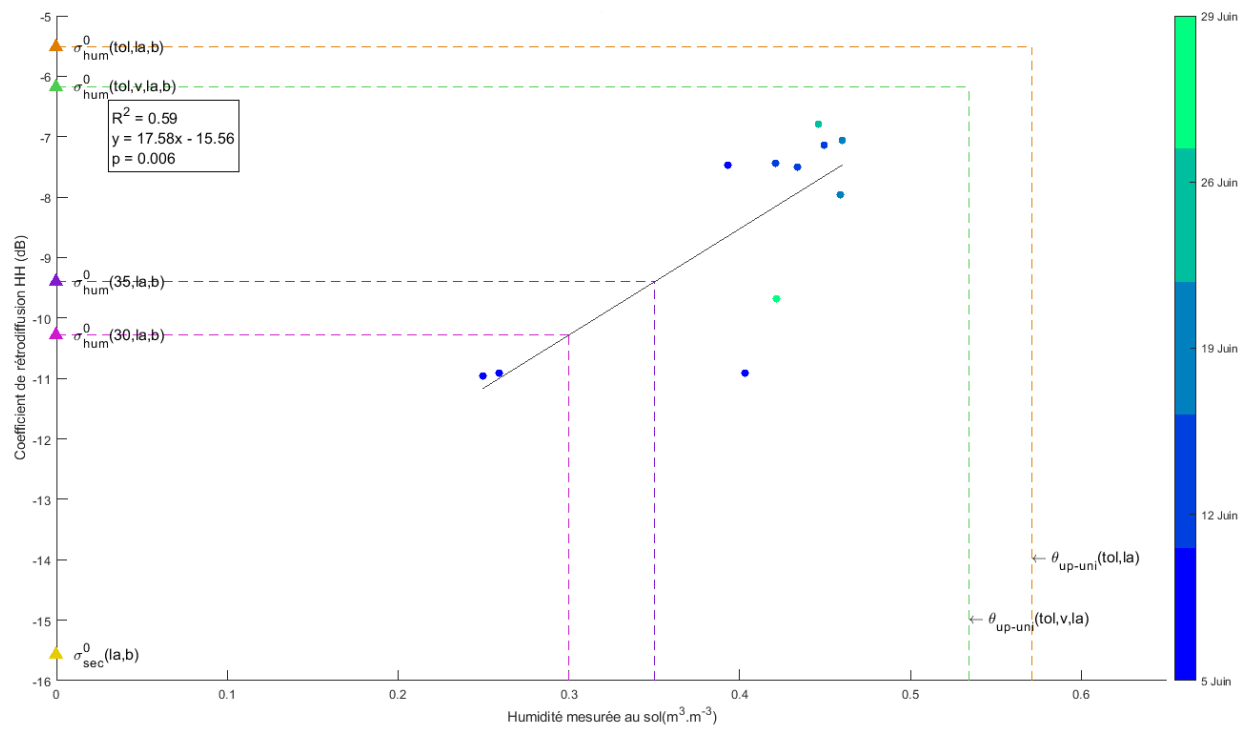
f) Combinaison texture sablo-limoneuse et culture de soja



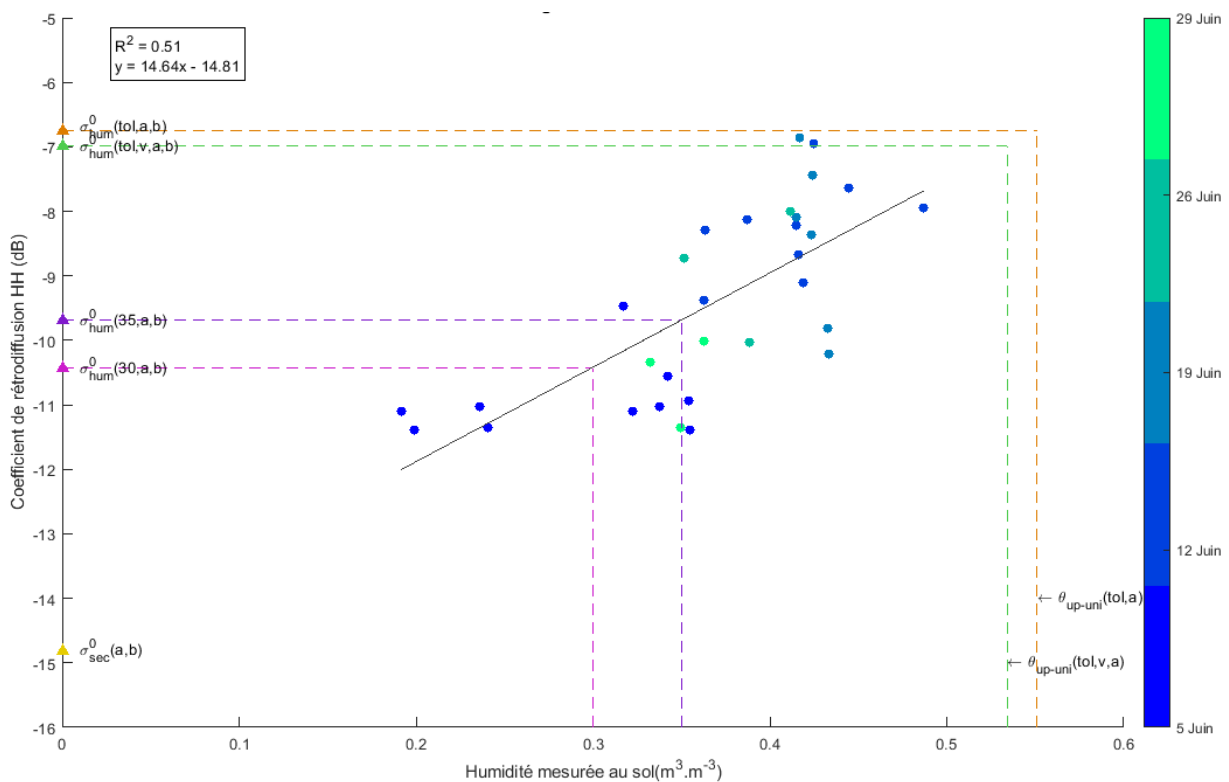
g) Combinaison texture sablo-limoneuse et culture de blé



h) Combinaison texture limono-argileuse et culture de canola



i) Combinaison texture limono-argileuse et culture de blé



j) Combinaison texture argileuse et culture de blé

**Figure 34: Régressions linéaires obtenues en polarisation HH pour les différentes combinaisons texture et culture, et extraction des coefficients de rétrodiffusion de référence et des coefficients de rétrodiffusion associés aux degrés de saturation testés.**

Parmi les quatre meilleures corrélations (les graphiques d, g, i, et j ont un  $R^2 > 0,5$ ), trois correspondent à la culture de blé. C'est aussi pour cette culture que Beauregard (2017) a obtenu les meilleurs résultats de régression entre l'humidité du sol et le coefficient de rétrodiffusion. La combinaison texture sablo-limoneuse et culture de soja présente un  $R^2$  faible (0,19) et pourtant très significatif. Cela peut s'expliquer en partie par le nombre élevé de points

Le tableau 13 contient les coefficients de rétrodiffusion de référence extraits pour chaque combinaison texture/culture à partir des régressions linéaires correspondantes (figure 30).

**Tableau 13 : Paramètres des régressions linéaires significatives en polarisation HH et coefficients de rétrodiffusion de référence et associés aux différents seuils de saturation testés**

Texture	Culture	Effectif	p-value	$R^2$	$\sigma_{sec}^0$	$\sigma_{hum}^0(tol)$	$\sigma_{hum}^0(30)$	$\sigma_{hum}^0(35)$	$\sigma_{hum}^0(tol, v)$
Sableuse	Maïs	28	0,001	0,33	<b>-14,82</b>	<b>-0,04</b>	-1,70	0,48	-6,34
Limono	Pâturage	12	0,064	0,30	<b>-12,17</b>	<b>-8,29</b>	-7,74	-7,00	-8,80
Sableuse	Blé	15	0,006	0,46	<b>-16,73</b>	<b>-7,81</b>	-6,56	-4,87	-9,00
Sablo-limoneuse	Canola	9	0,013	0,61	<b>-11,76</b>	<b>1,10</b>	-4,29	-3,04	-3,09
	Maïs	29	0,001	0,32	<b>-14,19</b>	<b>-2,58</b>	-7,44	-6,32	-6,36
	Soja	39	0,006	0,19	<b>-12,76</b>	<b>-5,56</b>	-8,57	-7,87	-7,90
	Blé	9	0,003	0,74	<b>-16,71</b>	<b>2,19</b>	-5,72	-3,89	-3,96
Limono argileuse	Canola	20	0,003	0,39	<b>-11,63</b>	<b>-3,19</b>	-7,20	-6,46	-3,74
	Blé	11	0,006	0,59	<b>-15,56</b>	<b>-5,52</b>	-10,28	-9,40	-6,17
Argileuse	Blé	31	0,000	0,51	<b>-14,81</b>	<b>-6,74</b>	-10,42	-9,69	-6,99

Les deux colonnes en gras, contiennent les coefficients de rétrodiffusion de référence sèche  $\sigma_{sec}^0$  et humide  $\sigma_{hum}^0(tol, t)$  servant au calcul des indices d'humidité. Afin d'obtenir les valeurs minimum (en conditions sèches) et maximum (en conditions humides) que peuvent prendre chaque indice,  $\sigma_{i,t,c}^0$  est remplacé dans chaque formule (équations 8, 9 et 10) par  $\sigma_{sec}^0$  pour obtenir la valeur la plus basse de l'indice et par  $\sigma_{hum}^0(tol)$  pour obtenir la valeur la plus haute. Par ailleurs, pour connaître les valeurs d'indice associées aux différents degrés de saturation testés,  $\sigma_{i,t,c}^0$  est remplacé par  $\sigma_{hum}^0(30)$ ,  $\sigma_{hum}^0(35)$  et  $\sigma_{hum}^0(tol, v)$ . Pour le  $NBMI(i, t, c)$  (équation 9), afin d'éviter la division par 0 lorsque l'on souhaite calculer  $NBMI(sec)$ ,  $\sigma_{i,t,c}^0$  est remplacé par  $\sigma_{sec}^0 - 0,0001$ , ce qui va donc aboutir à des valeurs négatives élevées. Le tableau 14 contient les valeurs moyennes minimum et maximum des indices pour chaque texture, ainsi que celles correspondant aux degrés de saturation.



**Tableau 14 : Valeurs des trois indices correspondant aux coefficients de rétrodiffusion de références sèche et humide et aux coefficients de rétrodiffusion correspondant aux seuils de saturation testés**

	valeur moyenne de $ms(i, t, c)$ pour				
Texture	$\sigma_{sec}^0$	$\sigma_{hum}^0(tol, t)$	$\sigma_{hum}^0(tol, v, t)$	$\sigma_{hum}^0(35)$	$\sigma_{hum}^0(30)$
Sableuse	2,03E <sup>-5</sup>	1	0,57	1,04	0,89
Limono-sableuse	5,55E <sup>-5</sup>	1	0,87	1,33	1,14
Sablo limoneuse	2,67E <sup>-5</sup>	1	0,67	0,68	0,58
Limono-argileuse	3,27E <sup>-5</sup>	1	0,94	0,61	0,53
Argileuse	3,72E <sup>-5</sup>	1	0,97	0,63	0,54
	valeur moyenne de $\Delta - index(i, t, c)$ pour				
	$\sigma_{sec}^0$	$\sigma_{hum}^0(tol, t)$	$\sigma_{hum}^0(tol, v, t)$	$\sigma_{hum}^0(35)$	$\sigma_{hum}^0(30)$
Sableuse	2,02E <sup>-5</sup>	1,00	0,57	1,03	0,89
Limono-sableuse	2,13E <sup>-5</sup>	0,43	0,37	0,57	0,49
Sablo limoneuse	2,20E <sup>-5</sup>	0,90	0,61	0,61	0,52
Limono-argileuse	2,25E <sup>-5</sup>	0,69	0,64	0,42	0,36
Argileuse	2,03E <sup>-5</sup>	0,54	0,53	0,35	0,30
	valeur moyenne de $NBMI(i, t, c)$ pour				
	$\sigma_{sec}^0$	$\sigma_{hum}^0(tol, t)$	$\sigma_{hum}^0(tol, v, t)$	$\sigma_{hum}^0(35)$	$\sigma_{hum}^0(30)$
Sableuse	-9,88E <sup>+4</sup>	-1,01	-2,50	-0,94	-1,26
Limono-sableuse	-9,63E <sup>+4</sup>	-4,01	-4,78	-2,76	-3,39
Sablo limoneuse	-9,24E <sup>+4</sup>	-1,40	-2,55	-2,53	-3,12
Limono-argileuse	-5,19E <sup>+4</sup>	-1,93	-3,78	-3,78	-4,57
Argileuse	-9,87E <sup>+4</sup>	-2,67	-2,79	-4,79	-5,75

Le  $\Delta - index(i, t, c)$  est à peu près normalisé entre 0 et 1. Le  $NBMI(i, t, c)$  a un intervalle de valeurs beaucoup plus élevé et systématiquement négatives, ce qui s'explique par le calcul de  $NBMI(sec)$ , tel que décrit dans la présente section. Pour les sols très humides les valeurs varient au-dessus de -6.

Les valeurs minimales et maximales de l'indice  $ms(i, t, c)$ , quelle que soit la texture, sont respectivement proches de 0 et 1, ce qui est normal étant donné la formule de l'indice (équation 8). Pour les textures sableuse et sablo-limoneuse, les valeurs de  $ms(i, t, c)$  pour  $\sigma_{hum}^0(35)$  et  $\sigma_{hum}^0(30)$  sont supérieures à 1. Elles sont dues aux valeurs de  $\theta_{up-uni}(tol, t)$ , utilisé comme référence humide, pour ces deux textures. En effet, tel que vu dans la figure 33, le seuil de tolérance des cultures est

légèrement inférieur ( $0,34 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ ) à  $mv(35)$  dans le cas de la texture sableuse. La différence entre  $\theta_{up-uni}(tol, t)$  et  $mv(35)$  est de seulement  $0,01 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ . Nous avons donc choisi de ne pas changer la référence humide. Le seuil de tolérance des cultures est inférieur à  $mv(30)$  pour de la texture limono-sableuse ( $0,26 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ ). Pour cette texture, la différence entre  $\theta_{up-uni}(tol, t)$  et  $mv(35)$  est de presque  $0,1 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ . Il n'est alors pas possible de prendre  $\sigma_{hum}^0(tol, t)$  comme référence humide, c'est donc  $\sigma_{hum}^0(35)$  qui est utilisé (tableau 15). Seul l'indice  $ms(i, t, c)$  est concerné par cette redéfinition des bornes, car c'est le seul indice qui intègre une référence humide dans son calcul.

**Tableau 15 : Redéfinition des bornes de l'indice  $ms(i, t, c)$  pour la texture limono-sableuse**

valeur moyenne de $ms(i, t, c)$ pour la texture limono-sableuse				
$\sigma_{sec}^0$	$\sigma_{hum}^0(tol)$	$\sigma_{hum}^0(tol, v)$	$\sigma_{hum}^0(35)$	$\sigma_{hum}^0(30)$
$5,80\text{E}^{-5}$	0,75	0,65	1	0,86

## 4.2 Polarisation HV

Tel qu'expliqué dans la section 1.4 du présent chapitre, nous avons choisi de séparer les données d'humidité et de coefficient de rétrodiffusion en polarisation HV en fonction de la texture et la rugosité du sol. Le tableau 16 présente les corrélations obtenues pour chaque combinaison texture/rugosité de plus de 10 points. Tel que le montre le tableau 16, seulement trois corrélations sont significatives, avec un  $R^2$  compris entre 0,12 et 0,23, ce qui est très faible.

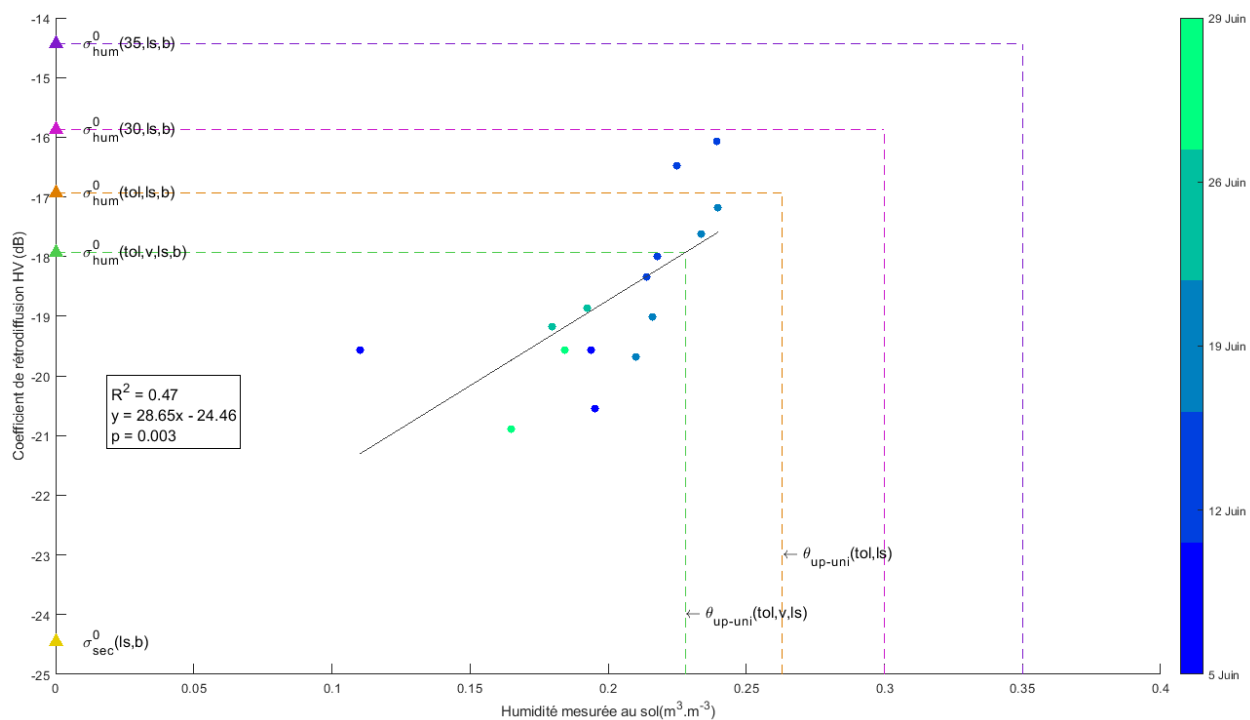
Au regard de ces observations, et compte tenu du fait que le calcul des trois indices (équations 8, 9, 10) devrait permettre de diminuer l'effet de la rugosité grâce à la normalisation par le coefficient de rétrodiffusion de référence sèche, nous avons choisi de ne pas prendre en compte la rugosité et d'établir les classes en fonction de la texture et le type de culture en polarisation HV. En effet, le type de culture a été identifié par l'ANOVA comme étant particulièrement influent sur le coefficient de rétrodiffusion en HV (tableau 11).

**Tableau 16 : Corrélations entre l'humidité du sol et le coefficient de rétrodiffusion en HV par combinaison texture/rugosité**

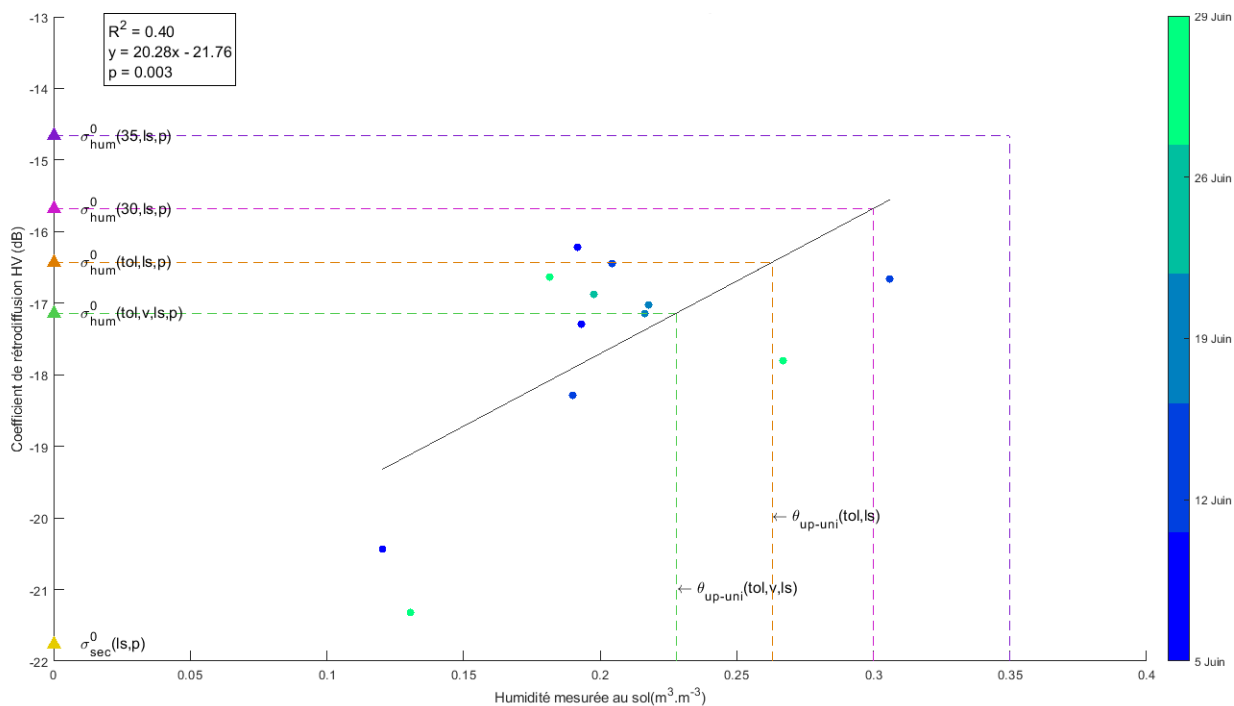
Rugosité (écart type des hauteurs)	Texture	Effectif	R <sup>2</sup>	p-value
[0,00-0,70[	Argileuse	66	0	1,000
[0,70-1,10[	Limono-sableuse	43	0,03	0,276
	Sablo-limoneuse	34	0,02	0,430
	<b>Argileuse</b>	<b>44</b>	<b>0,12</b>	<b>0,020</b>
<b>[1,10-1,50[</b>	<b>Sableuse</b>	<b>24</b>	<b>0,23</b>	<b>0,018</b>
	Sablo-limoneuse	47	0,05	0,137
	Limono-argileuse	22	0,04	0,372
	Argileuse	25	0	1,000
[1,50-1,70[	Sableuse	12	0,13	0,250
	<b>Sablo-limoneuse</b>	<b>20</b>	<b>0,19</b>	<b>0,052</b>

La figure 35 présente les régressions sur lesquelles on s'appuie pour extraire les coefficients de rétrodiffusion de référence et les seuils d'humidité testés. Chaque régression est établie à partir de la correspondance entre les moyennes des mesures d'humidité effectuées pour chaque champ et les moyennes des coefficients de rétrodiffusion en polarisation HV des pixels couvrant chacun de ces champs. Seules les combinaisons texture/culture pour lesquelles on a obtenu une corrélation significative (pour un seuil inférieur à 10 %, voir tableau 17) sont présentées. L'échelle de couleur indique les dates d'acquisition des données. Les valeurs de  $\theta_{up-uni}(tol, t)$  et  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$  utilisées pour chaque texture proviennent de la figure 33.

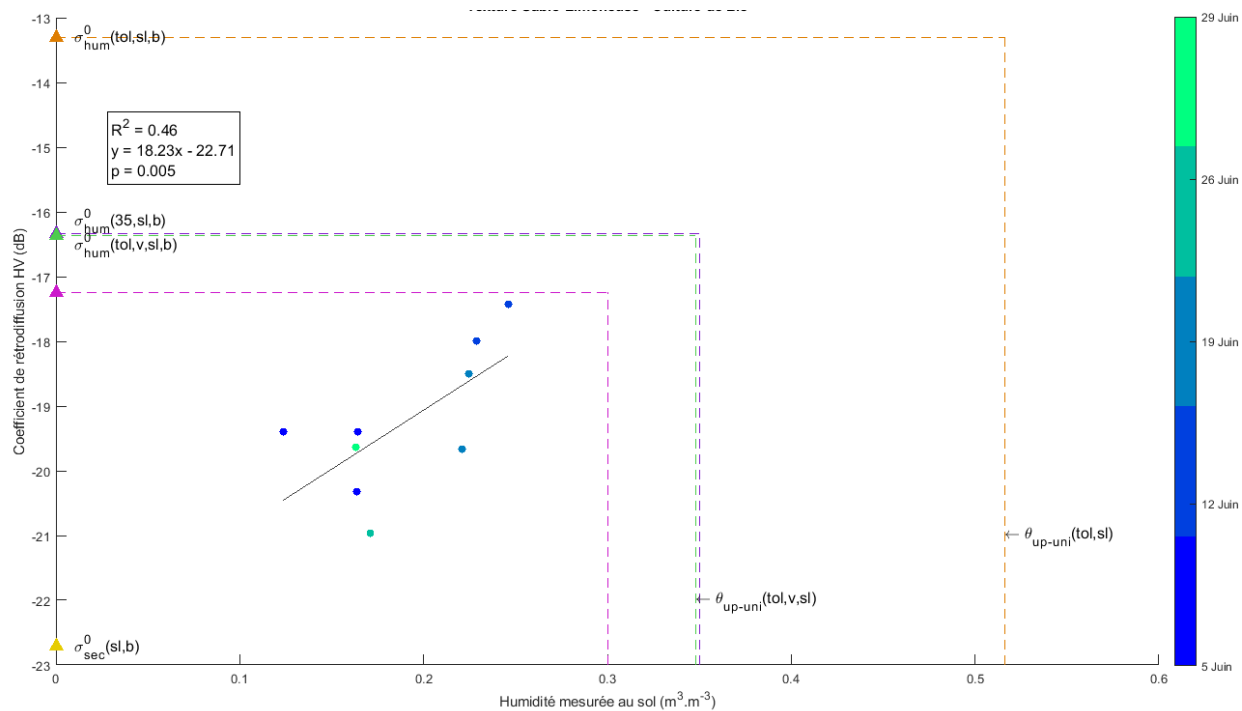
Les deux meilleures corrélations sont une fois de plus obtenues pour la culture de blé, lorsqu'elle est associée aux textures limono-sableuse (0,47) et sablo-limoneuse (0,46).



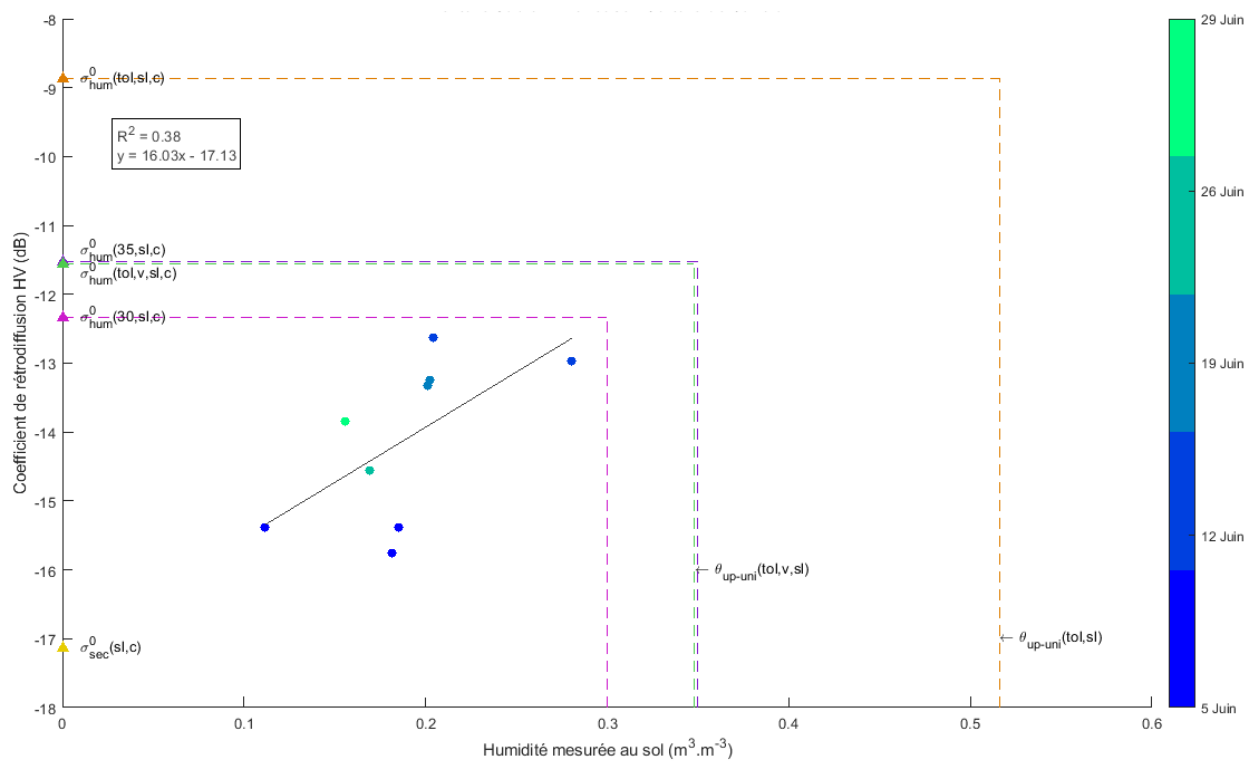
a) Combinaison texture limono-sableuse et culture de blé



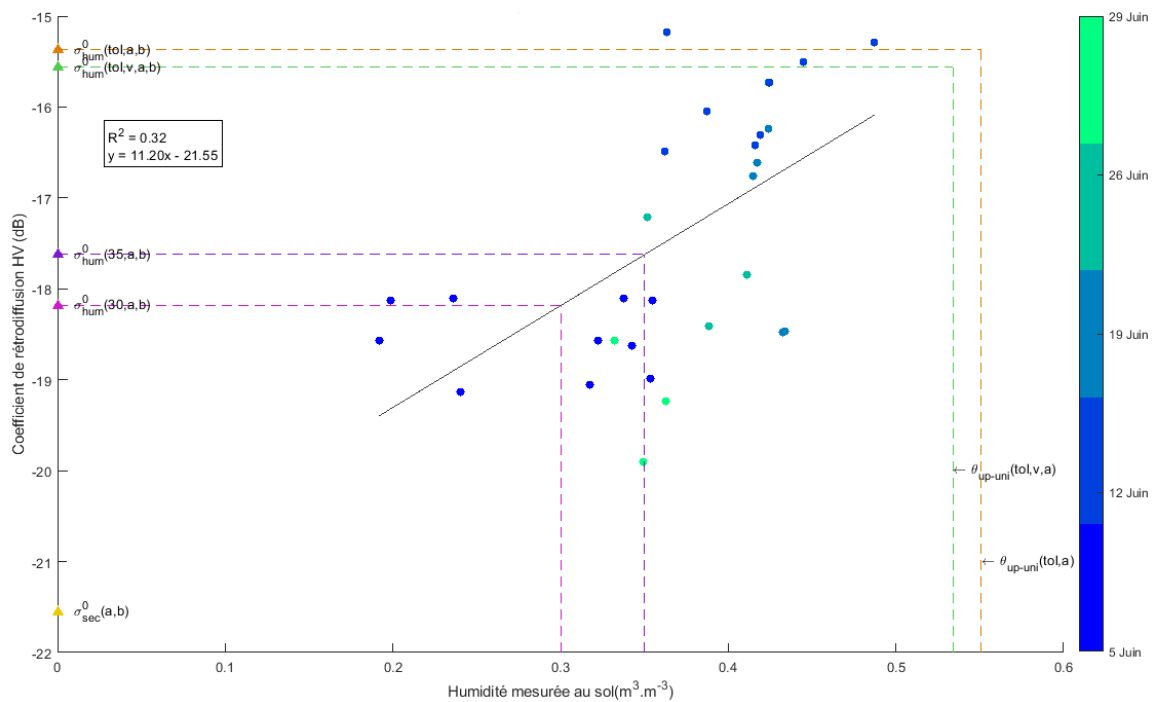
b) Combinaison texture limono-sableuse et pâturage



c) Combinaison texture sablo-limoneuse et culture de blé



d) Combinaison texture sablo-limoneuse et culture de canola



e) Combinaison texture argileuse et culture de blé

**Figure 35 : Régressions linéaires obtenues en polarisation HV pour les différentes combinaisons texture et culture, et extraction des coefficients de rétrodiffusion de référence et des coefficients de rétrodiffusion associés aux degrés de saturation testés.**

Le tableau 17 contient les coefficients de rétrodiffusion extraits en polarisation HV pour chaque combinaison texture/culture à partir des régressions linéaires correspondantes (figure 35).

**Tableau 17 : Paramètres des régressions linéaires significatives, coefficients de rétrodiffusion de référence (dB) et correspondant aux seuils de saturation testés**

Texture	Culture	Effectif	p-value	R <sup>2</sup>	$\sigma_{sec}^0$	$\sigma_{hum}^0(tol)$	$\sigma_{hum}^0(30)$	$\sigma_{hum}^0(35)$	$\sigma_{hum}^0(tol, v)$
Limono-sableuse	Pâturage	12	0,03	0,40	-21,76	-16,43	-15,68	-14,66	-16,43
	Blé	15	0,01	0,47	-24,46	-16,93	-15,87	-14,43	-16,93
Sablo-limoneuse	Canola	9	0,08	0,38	-17,13	-8,86	-12,33	-11,53	-8,86
	Blé	9	0,05	0,46	-22,71	-13,30	-17,24	-16,33	-13,30
Argileuse	Blé	31	0,00	0,32	-21,55	-15,37	-18,18	-17,62	-15,37

Les corrélations obtenues avec les classes de texture et culture (tableau 17) sont meilleures qu'avec les classes de rugosité et texture (tableau 16). Il y a moins de régressions linéaires significatives en

polarisation HV qu'en polarisation HH, et aucune corrélation n'a un  $R^2$  dépassant 0,47. Ces résultats font en partie écho au fait que d'après l'ANOVA réalisée (tableau 11), l'humidité du sol n'a une influence significative sur le coefficient de rétrodiffusion en HV que lorsqu'elle est considérée individuellement.

Les coefficients de rétrodiffusion de référence extraits de la combinaison texture sablo-limoneuse et culture de canola sont nettement supérieurs à ceux obtenus pour les autres combinaisons. Ceci peut s'expliquer par le fait que la polarisation HV est d'autant plus sensible à la végétation et que la structure du canola induit plus de rétrodiffusion de volume que les autres cultures. Le tableau 18 indique les valeurs des trois indices correspondant aux coefficients de rétrodiffusion de référence et aux seuils de saturation testés.

**Tableau 18 : Valeurs des trois indices correspondant aux coefficients de rétrodiffusion sèche et humide et aux coefficients de rétrodiffusion correspondant aux seuils de saturation testés**

	valeur de $ms(i, t, c)$ pour				
Texture	$\sigma_{sec}^0$	$\sigma_{hum}^0(tol)$	$\sigma_{hum}^0(tol, v)$	$\sigma_{hum}^0(35)$	$\sigma_{hum}^0(30)$
Limono-sableuse	4,81E <sup>-5</sup>	1,00	0,87	1,33	1,14
Sablo-limoneuse	3,61E <sup>-5</sup>	1,00	0,67	0,68	0,58
Argileuse	4,85E <sup>-5</sup>	1,00	0,97	0,64	0,55
	valeur de $\Delta - index(i, t, c)$ pour				
	$\sigma_{sec}^0$	$\sigma_{hum}^0(tol)$	$\sigma_{hum}^0(tol, v)$	$\sigma_{hum}^0(35)$	$\sigma_{hum}^0(30)$
Limono-sableuse	1,30E <sup>-5</sup>	0,28	0,24	0,37	0,32
Sablo-limoneuse	1,46E <sup>-5</sup>	0,41	0,27	0,28	0,24
Argileuse	1,39E <sup>-5</sup>	0,29	0,28	0,18	0,16
	valeur de $NBMI(i, t, c)$ pour				
	$\sigma_{sec}^0$	$\sigma_{hum}^0(tol)$	$\sigma_{hum}^0(tol, v)$	$\sigma_{hum}^0(35)$	$\sigma_{hum}^0(30)$
Limono-sableuse	-1,54E <sup>+5</sup>	-6,33	-7,46	-4,50	-5,43
Sablo-limoneuse	-1,40E <sup>+5</sup>	-4,05	-6,50	-6,45	-7,69
Argileuse	-1,44E <sup>+5</sup>	-5,97	-6,20	-9,97	-11,79

De même qu'en polarisation HH (section 4.1 du présent chapitre), pour la texture limono-sableuse, c'est  $\sigma_{hum}^0(35)$  qui est utilisé comme référence humide. Le tableau 19 indique les valeurs de  $ms(i, t, c)$  pour la texture limono-sableuse, après modification de la référence humide.

**Tableau 19 : Valeurs de  $ms(i, t, c)$  pour les coefficients de rétrodiffusion de référence et correspondant aux seuils de saturation testés pour la texture limono-sableuse, après redéfinition des bornes**

valeur de $ms(i, t, c)$ pour la texture limono-sableuse				
$\sigma_{sec}^0$	$\sigma_{hum}^0(tol)$	$\sigma_{hum}^0(tol, 1)$	$\sigma_{hum}^0(30)$	$\sigma_{hum}^0(30)$
4,23E <sup>-5</sup>	0,75	0,65	1	0,86

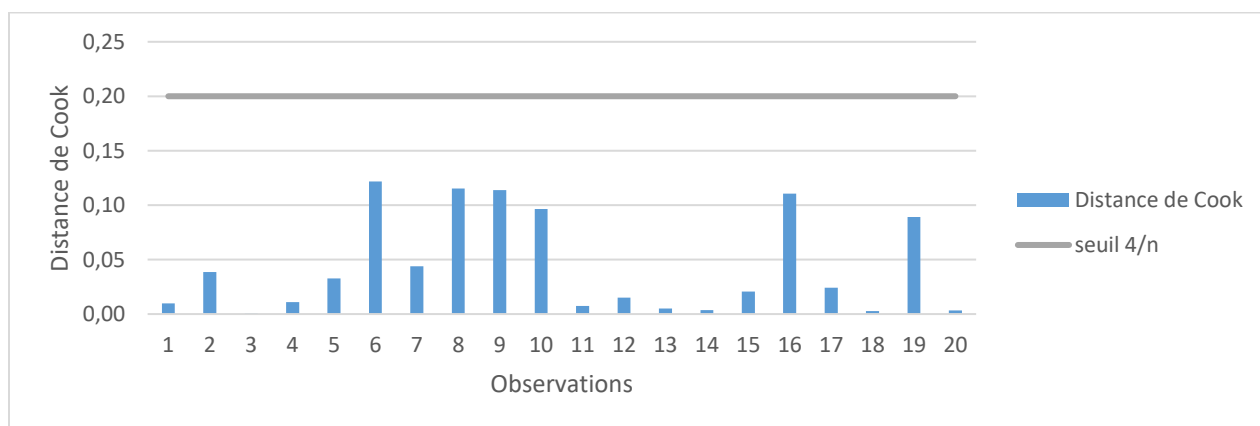
### 4.3 Conclusion

Étant donné qu'un plus grand nombre de meilleures corrélations entre l'humidité du sol et le coefficient de rétrodiffusion est obtenu en polarisation HH qu'en polarisation HV, les analyses des sections suivantes ne porteront que sur la polarisation HH.

## 5 Validité des régressions obtenues

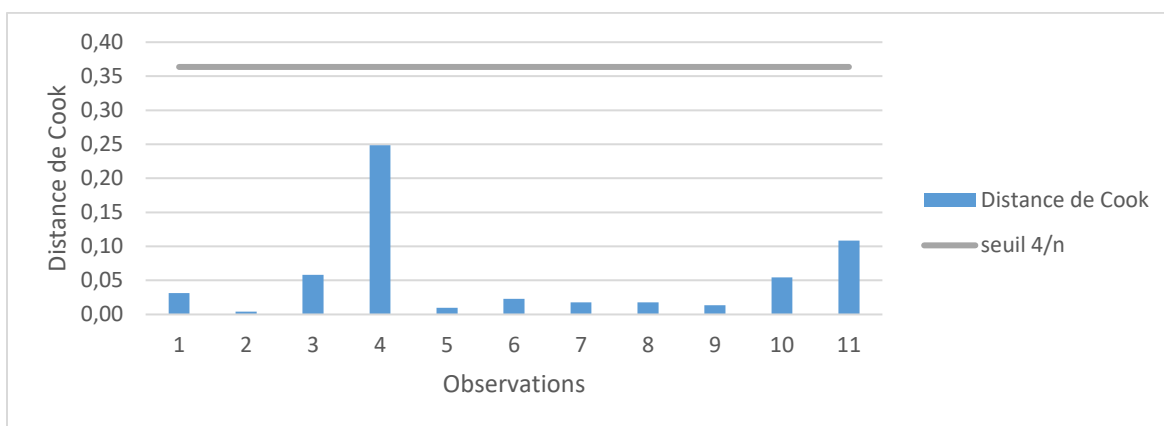
### 5.1 Recherche des points leviers

Tel qu'indiqué dans la méthodologie (section 3.2.4 du chapitre 3), la recherche des points leviers, soit des points ayant une forte influence sur la régression obtenue, peut être faite à partir du calcul de la distance de Cook. La distance correspondant à chaque point est comparée à la valeur obtenue pour  $4/n$  (avec  $n$  le nombre d'observations). Afin d'alléger le contenu de cette section, seuls les graphiques correspondant à des combinaisons pour lesquelles des champs étaient très humides selon les données terrain sont présentés (figures 36 à 38).

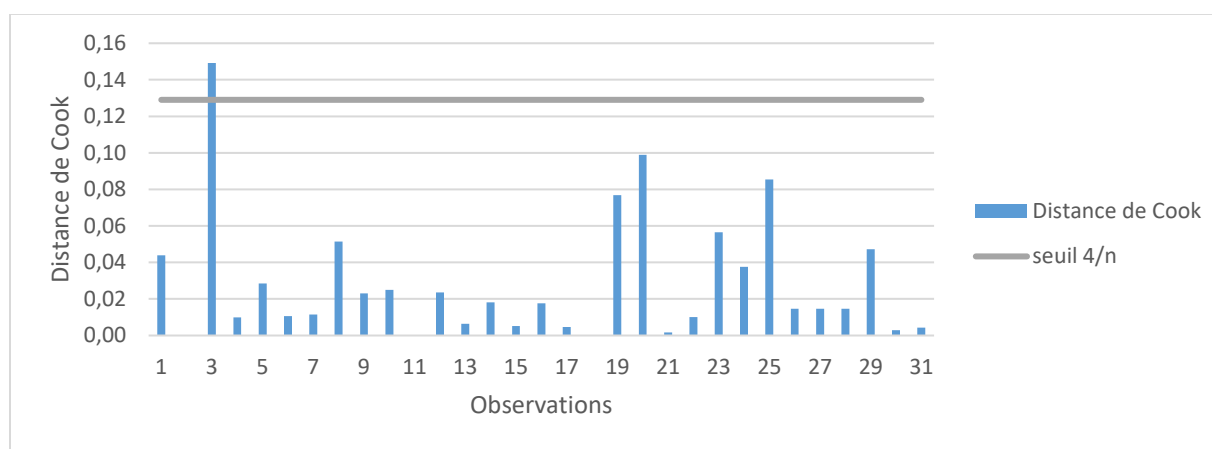


**Figure 36 : Distance de Cook pour les points de la régression associée à la combinaison texture limono-argileuse et culture de canola en polarisation HH**





**Figure 37 : Distance de Cook pour les points de la régression associée à la combinaison texture limono-argileuse et culture de blé en polarisation HH**



**Figure 38 : Distance de Cook pour les points de la régression associée à la combinaison texture argileuse et culture de blé en polarisation HH**

La distance de Cook étant inférieure au seuil de  $4/n$  sur les figures 36 et 37, il n'y a aucun point qui influence de manière excessive la régression obtenue pour les combinaisons texture limono-argileuse et cultures de blé et canola en polarisation HH.

Cependant, la troisième observation de la combinaison texture argileuse et culture de blé (figure 38) a un impact suffisamment important sur la régression pour que les coefficients de rétrodiffusion de référence sèche et humide ainsi que ceux associés aux différents degrés de saturation changent de manière significative. Pour quantifier l'influence de ce point levier sur la valeur des paramètres extraits de la régression, il est nécessaire de calculer la valeur qu'auraient ces paramètres si chaque point correspondant à la combinaison texture argileuse et culture de blé était supprimé tour à tour (première ligne du tableau 20, indiquant les coefficients de rétrodiffusion de référence moyens et l'écart-type), en comparaison avec les coefficients de référence qui sont obtenus lorsque c'est

uniquement le troisième point, identifié comme un point levier, qui est supprimé pour effectuer la régression linéaire (deuxième ligne du tableau 20).

**Tableau 20 : Moyenne des coefficients de rétrodiffusion de référence selon les points pris en compte dans la régression**

$\sigma^0$ calculé quand :	$\sigma_{sec}^0(t, c)$	$\sigma_{hum}^0(tol, t, c)$
Chaque point est supprimé tour à tour ( $\sigma^0$ moyen)	-14,82 dB $\pm$ 0,15	-6,74 dB $\pm$ 0,09
Le 3eme point uniquement est supprimé	-15,34 dB	-6,53 dB

Le tableau 20 indique que  $\sigma_{sec}^0(t, c)$  diminue de 0,52 dB tandis que  $\sigma_{hum}^0(tol, t, c)$  augmente de 0,21 dB lorsque la troisième observation n'est pas prise en compte. Dans les deux cas, ces changements sont nettement supérieurs à l'écart-type indiqué dans la première ligne du tableau, ce qui confirme que la troisième observation influence de manière non négligeable les coefficients de rétrodiffusion de référence extraits de la régression linéaire de la combinaison texture argileuse et culture de blé. De ce fait, il est pertinent de comparer les résultats de la classification obtenus sur la totalité des données et celle effectuée sans prendre en compte ce point.

## 5.2 Classification pour la combinaison texture argileuse et culture de blé en polarisation HH

Seuls les résultats de classification basés sur la séparation des classes avec le seuil d'humidité  $mv(35)$  sont présentés (tableau 21), car c'est avec ce seuil que la proportion de champs dans les classes "saturé » et « non saturé » est la plus équitable.

**Tableau 21 : Coefficients kappa obtenus pour les trois indices d'humidité et le seuil de saturation  $mv(35)$**

Kappa obtenu pour la classification	sur tous les points	sans la 3 <sup>ème</sup> observation
$ms(i, t, c)$	0,70	0,59
$\Delta - index(i, t, c)$	0,93	0,60
$NBMI(i, t, c)$	0,70	0,58
Combinaison des 3 indices	0,78	0,59

Le tableau 21 indique que les résultats de classification, quel que soit l'indice, sont moins bons lorsque la troisième observation n'est pas prise en compte (kappa d'environ 0,60, soit un accord moyen entre les classes attribuées sur le terrain et selon les indices). Lorsque la troisième observation est prise en compte, l'accord est satisfaisant voire excellent pour le  $\Delta - index(i, t, c)$ .

## 6 Étude de l'indice $\alpha_1$

Étant donné que l'indice  $\alpha_1$  est calculé directement à partir des images polarimétriques brutes, il n'est pas possible de faire l'analyse des données aberrantes avant son calcul. Celle-ci est donc effectuée dans cette section. De plus, les données sont séparées selon les classes d'humidité proposées par Bagdhadi *et al.* (2013) : faible (0 à 0,15 m<sup>3</sup>.m<sup>-3</sup>), moyenne (0,15 à 0,30 m<sup>3</sup>.m<sup>-3</sup>) et élevée (supérieure à 0,30 m<sup>3</sup>.m<sup>-3</sup>).

### 6.1 Analyse des données aberrantes

- Statistiques descriptives

Les figures 39 à 41 contiennent les statistiques correspondant aux valeurs de l'indice  $\alpha_1$  selon les trois classes d'humidité définies (faible, moyenne, élevée).

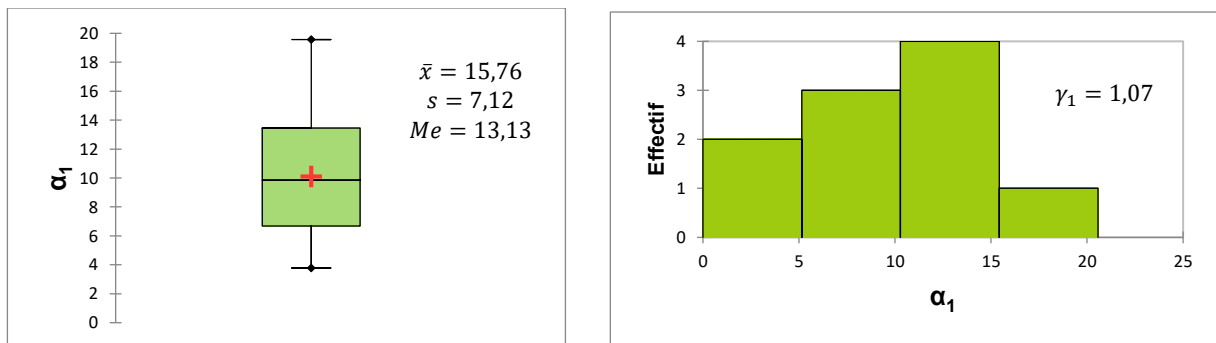


Figure 39 : Statistiques descriptives de l'indice  $\alpha_1$  associées à la classe d'humidité faible

La figure 39 indique que les valeurs de l'indice  $\alpha_1$  lorsque l'humidité est faible sont d'environ 15,76, mais l'écart type correspondant est élevé, il y a donc une grande variabilité. Le coefficient de Fisher ( $\gamma_1 = 1,07$ ) indique que la distribution des valeurs de l'indice  $\alpha_1$  est asymétrique.

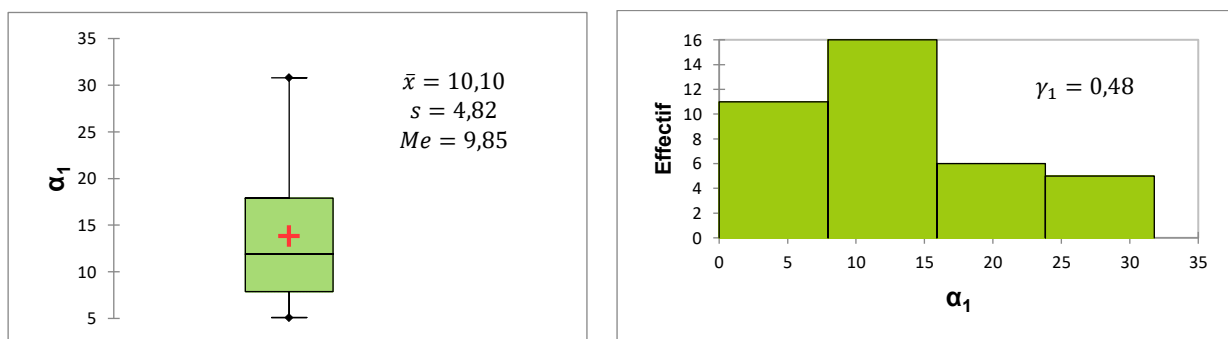
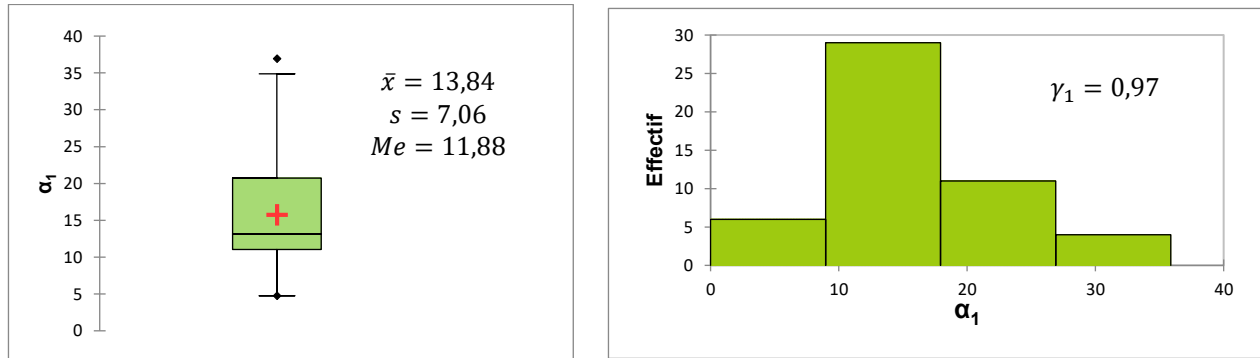


Figure 40 : Statistiques descriptives de l'indice  $\alpha_1$  associées à la classe d'humidité moyenne

La figure 40 indique que les valeurs de l'indice  $\alpha_1$  pour une humidité moyenne sont moins élevées, et l'écart type est plus faible. De plus, l'asymétrie est moins marquée que pour la classe d'humidité faible (coefficient de Fisher de 0,48).

Les statistiques associées à la classe d'humidité élevée (figure 41) sont proches de celles de la classe d'humidité faible, ce qui correspond aux résultats de Bagdhadi *et al.* (2013), mais n'est pas en faveur de la discrimination des sols saturés.



- Test de Grubbs

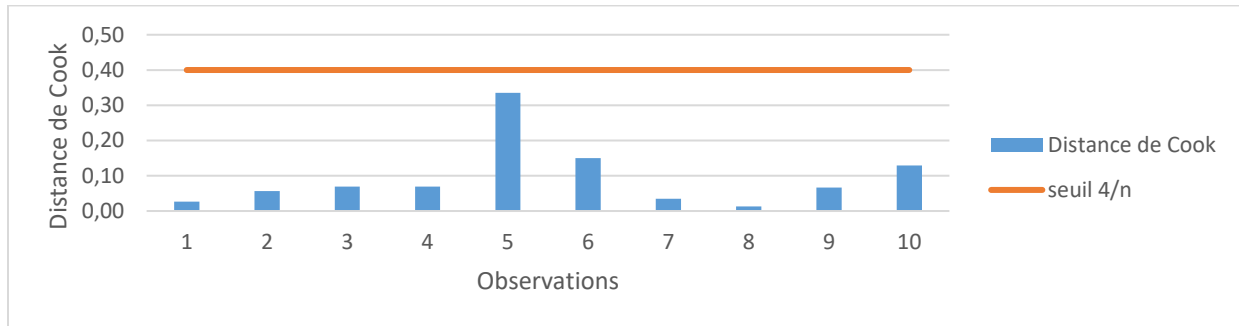
**Tableau 22 : Résultats du test de Grubbs pour l'indice  $\alpha_1$  selon les classes d'humidité établies**

$\alpha_1$	n	$T_n$	$T_1$	5 %	1 %
Humidité faible	10	1,96	1,31	<b>2,176</b>	<b>2,410</b>
Humidité moyenne	38	2,40	1,24	<b>2,846</b>	<b>3,216</b>
Humidité élevée	51	2,97	1,55	<b>2,964</b>	<b>3,345</b>

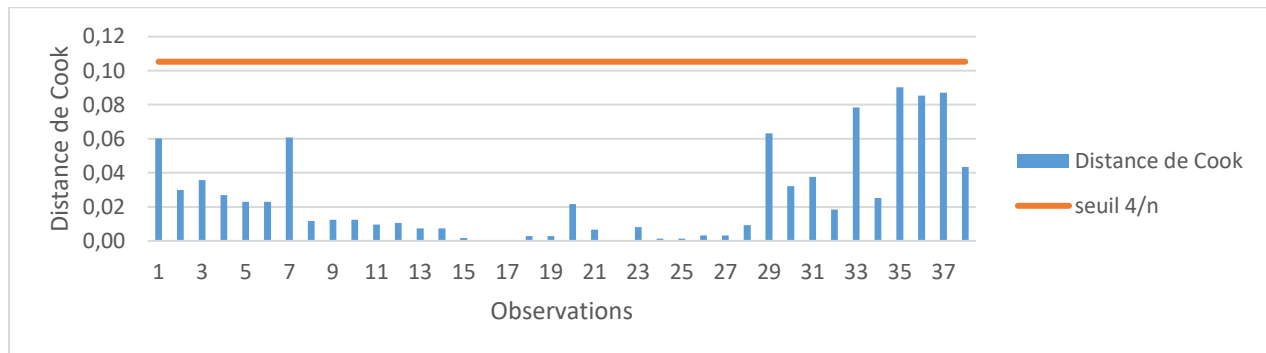
$T_n$  et  $T_1$  étant inférieurs aux seuils de 5 % et 1 %, le tableau 29 indique qu'il n'y a aucune donnée aberrante selon les seuils de risque de 5 % et 1 % parmi les classes d'humidité faible et moyenne. Cependant, la valeur d' $\alpha_1$  la plus élevée parmi la classe d'humidité élevée dépasse la valeur seuil déterminée par Grubbs (1972) au seuil de 5 %, ce qui signifie que l'on a 5 % de risque de se tromper en affirmant que cette valeur est aberrante. Elle est donc supprimée du jeu de données.

- Distance de Cook

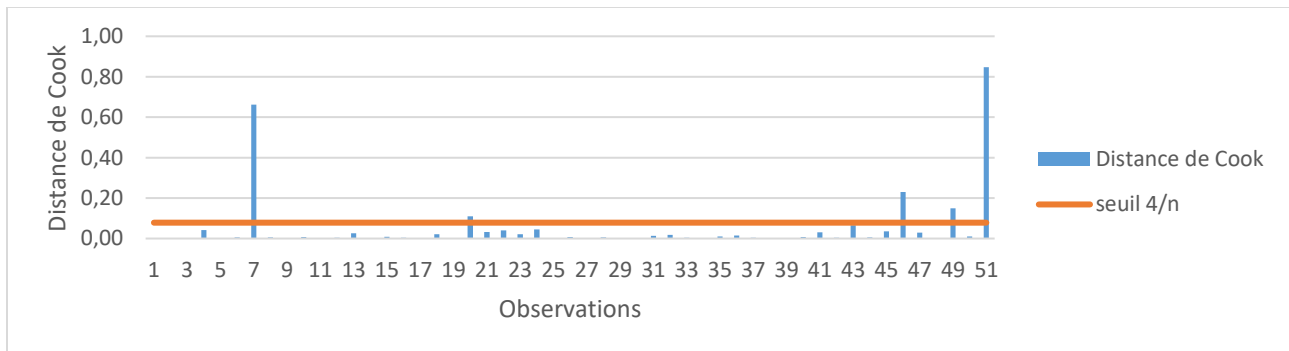
Les figures 42 et 43 indiquent qu'il n'y a aucun point levier parmi les valeurs de l'indice  $\alpha_1$  correspondant aux classes d'humidité faible et moyenne qui pourrait influencer une régression linéaire entre  $\alpha_1$  et l'humidité du sol.



**Figure 42: Distance de Cook obtenue pour les valeurs de l'indice  $\alpha_1$  correspondant à la classe d'humidité faible**



**Figure 43 : Distance de Cook obtenue pour les valeurs de l'indice  $\alpha_1$  correspondant à la classe d'humidité moyenne**

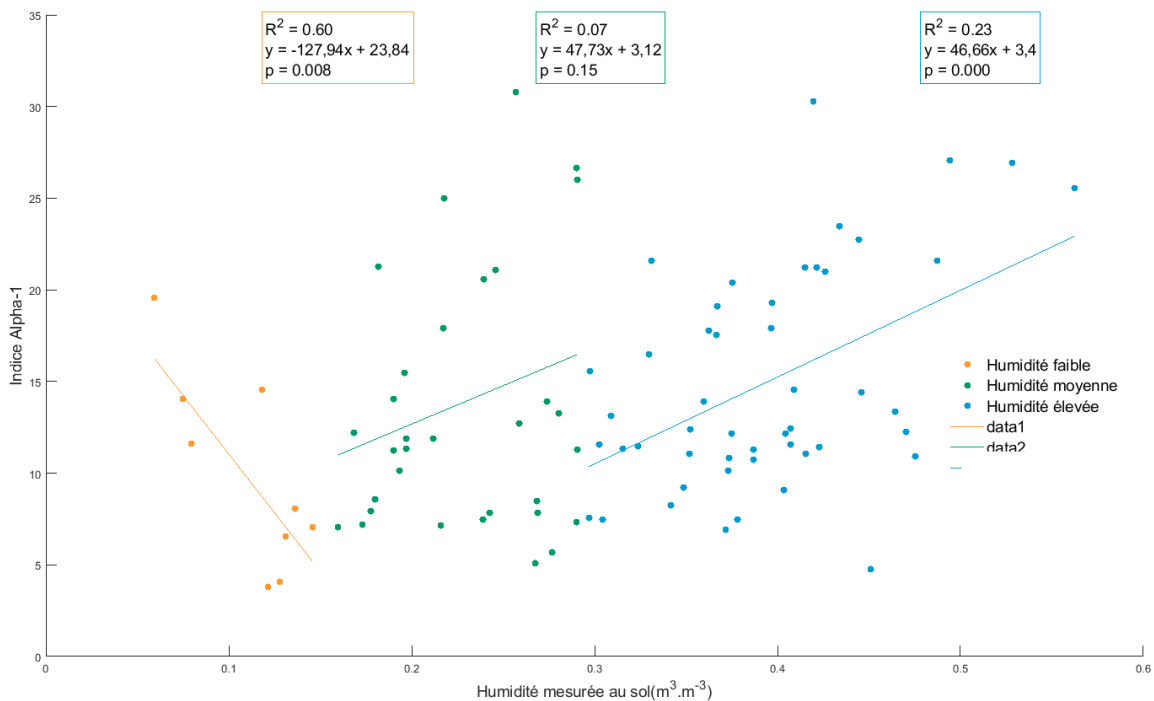


**Figure 44 : Distance de Cook obtenue pour les valeurs de l'indice  $\alpha_1$  correspondant à la classe d'humidité élevée**

Pour la classe d'humidité élevée, la figure 44 indique que 5 des observations peuvent être identifiées comme des points leviers selon le seuil de  $4/n$ , surtout les observations 7 et 51. Ces deux observations sont donc supprimées avant d'effectuer la régression linéaire de la classe d'humidité élevée.

## 6.2 Analyses des corrélations par classe d'humidité

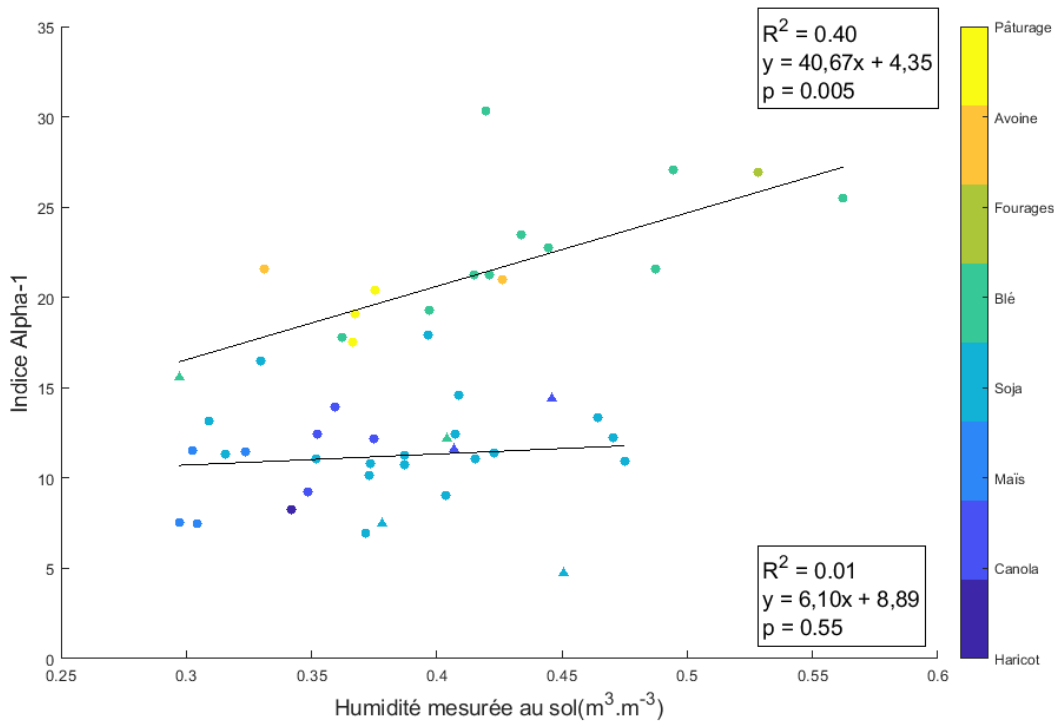
La figure 45 présente les corrélations obtenues entre l'indice  $\alpha_1$  et l'humidité mesurée sur le terrain selon les classes d'humidité 'faible', 'moyenne' et 'élevée' élaborées par Bagdhadi *et al.* (2013). Seules les images du 5 et du 12 Juin ont été utilisées afin de minimiser l'effet de la végétation, puisque l'indice  $\alpha_1$  a été proposé comme potentiellement intéressant pour la détection des sols nus très humides.



**Figure 45 : Corrélations obtenues entre l'indice  $\alpha_1$  et l'humidité terrain pour les données du 5 et 12 juin 2012**

La figure 45 indique que les tendances observées pour chaque classe d'humidité sont conformes aux résultats de Bagdhadi *et al.* (2013), puisque la corrélation entre les données d'humidité inférieures à  $0,15 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$  et l'indice  $\alpha_1$  est négative ( $R^2$  de 0,60 et p-value de 0,0098), qu'il n'y a pas de corrélation pour les valeurs d'humidité entre  $0,15$  et  $0,30 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$  ( $R^2$  de 0,07) et que la corrélation est positive

lorsque les valeurs d'humidité sont supérieures à  $0,30 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ . Cependant, le  $R^2$  n'est pas très élevé pour cette dernière classe ( $R^2$  de 0,23 et p-value de 0,0004). La figure 45 semble montrer deux nuages de points pour cette classe. Cela peut être dû au fait qu'il y a une faible présence de végétation au début du mois de juin, alors que Bagdhadi *et al.* (2013) ont calculé cet indice sur sol nu. Pour vérifier l'influence de la végétation (bien que peu développée au début du mois de juin) sur les valeurs de l'indice  $\alpha_1$  pour la classe d'humidité élevée, nous avons représenté le type de culture associé à chaque valeur sur la figure 46. Sur cette figure, les données représentées par un triangle ont été acquises le 5 juin 2012, et celles représentées par un point le 12 juin 2012. La figure montre clairement qu'il existe une distinction entre les céréales à paille, dont la structure est aléatoire en début de campagne (tel que le blé, le pâturage et l'avoine, figure 47), et les autres cultures moins couvrantes en début de campagne (tel que le maïs, le canola et le soja, figure 47).



**Figure 46 : Corrélation entre l'humidité du sol et l'indice  $\alpha_1$  pour la classe d'humidité élevée, avec distinction des types de culture pour les données du 5 et 12 juin 2012**



<p><i>Pâturage (13 Juin, champ 13)</i></p>	<p><i>Maïs (11 Juin, champ 24)</i></p>
	
<p><i>Blé (13 Juin, champ 55)</i></p>	<p><i>Canola (13 Juin, champ 62)</i></p>
	
<p><i>Avoine (18 Juin, champ 43)</i></p>	<p><i>Soja (11 Juin, champ 52)</i></p>
	

**Figure 47: Structure et feuilles des principales cultures présentes sur le site d'étude de SMAPVEX-12**



### 6.3 Conclusion sur l'indice $\alpha_1$

Les statistiques calculées dans la section 6.1 ainsi que la figure 45 montrent clairement qu'il n'est pas possible de se baser uniquement sur la valeur de l'indice  $\alpha_1$  pour détecter les sols très humides. À ce stade de la recherche, la distinction des sols très humides n'a pu être effectuée qu'en établissant des corrélations avec les valeurs d'humidité en fonction des différentes classes. À la vue de ces résultats, il n'est actuellement pas possible d'utiliser cet indice sans mesures d'humidité sur le terrain.

Cependant, à la suite de fortes séries de précipitations, donc en présence d'humidité élevée, il serait possible d'appliquer l'indice  $\alpha_1$  pour apporter des informations supplémentaires sur la saturation du sol. En effet, si les indices d'humidité basés sur le coefficient de rétrodiffusion sont contraints par la saturation du signal radar autour de  $0,35 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$  d'humidité, l'indice  $\alpha_1$  démontre un bon potentiel jusqu'à  $0,55 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$  d'humidité volumétrique (figure 46), en absence ou faible présence d'un certain type de culture.

## 7 Évaluation des indices

### 7.1 Classification basée sur les données SMAPVEX-12 en polarisation HH

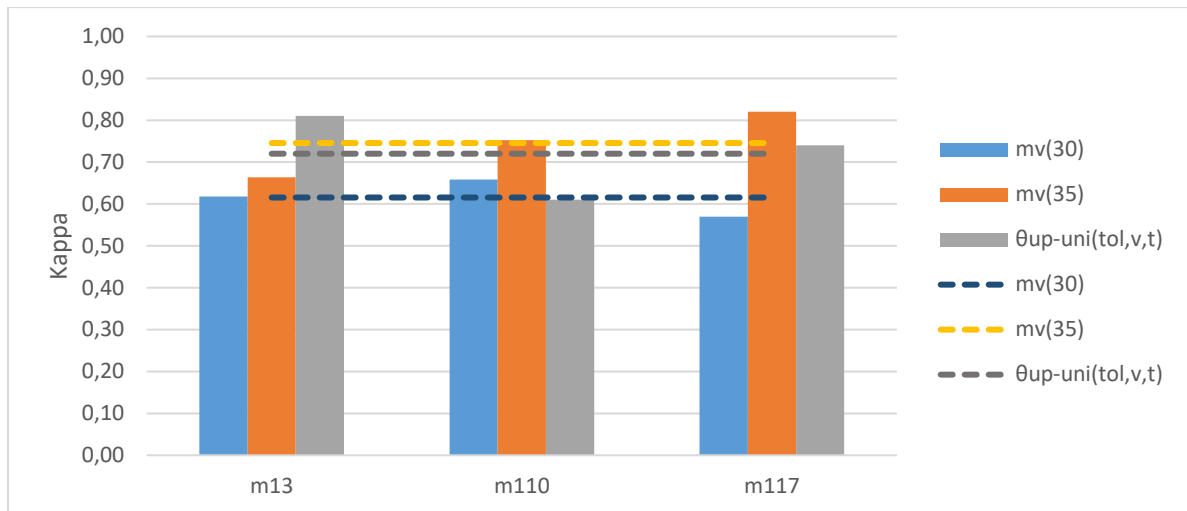
Les algorithmes de classification utilisés dans cette section (décrits dans la section 3.6 du chapitre 3) sont la méthode par arbre de décision (m13), les Machines à Vecteur de Support (m110), et la méthode des k plus proches voisins (m117). Les résultats de la classification des champs sont présentés dans les figures 48 à 51 et dans le tableau 26. Pour chaque seuil de saturation ( $0,30 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ ,  $0,35 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$  et  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$ ), les lignes en pointillés représentent les coefficients kappa moyens calculés à partir des coefficients kappa obtenus pour les trois modèles. Considérer le kappa moyen permet de nuancer les coefficients kappa obtenus pour chaque modèle, qui varient parfois de manière importante pour un même indice et un même seuil.

#### 7.1.1 Résultats de classification pour les indices utilisés individuellement ou combinés

- $ms(i, t, c)$

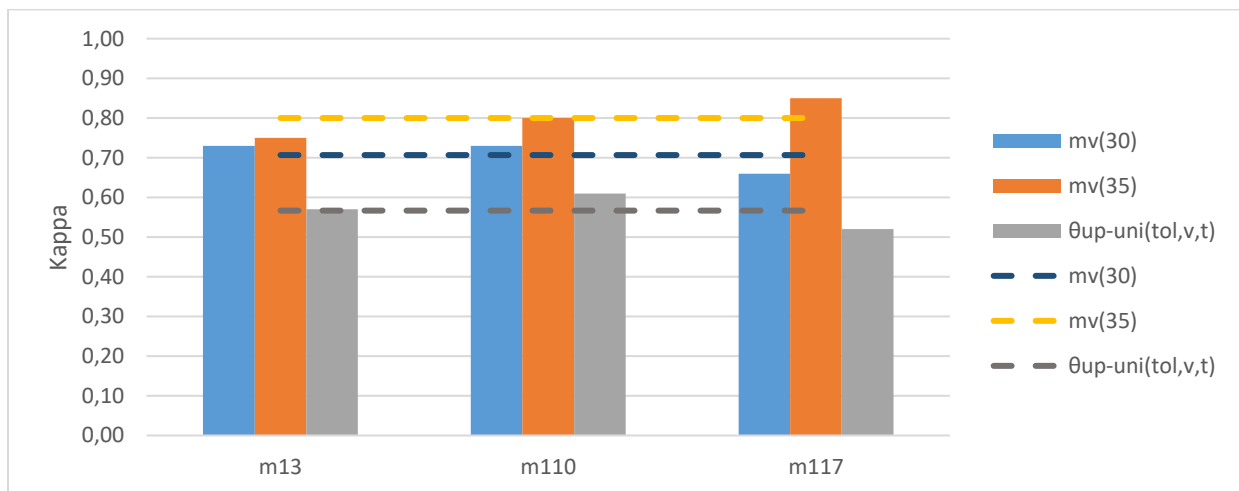
L'indice  $ms(i, t, c)$  combiné au seuil d'humidité  $mv(35)$  ou au seuil de tolérance des cultures  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$  comme seuil entre les classes « non saturé » et « saturé » (figure 48) donnent les meilleurs résultats de classification (accord satisfaisant avec un kappa moyen de respectivement 0,75 et 0,72). Le coefficient kappa est particulièrement élevé (0,82, accord excellent) pour  $mv(35)$  lorsque

c'est la classification basée sur les k plus proches voisins qui est utilisée (m117). Le seuil de tolérance des cultures présente aussi de très bons résultats lorsque la classification est basée sur l'arbre de décision (0,81, accord excellent).



**Figure 48 : Coefficients kappa obtenus pour chaque modèle et chaque seuil, lorsque les valeurs de l'indice  $ms(i, t, c)$  selon la texture et la culture sont prises en compte dans la classification des champs**

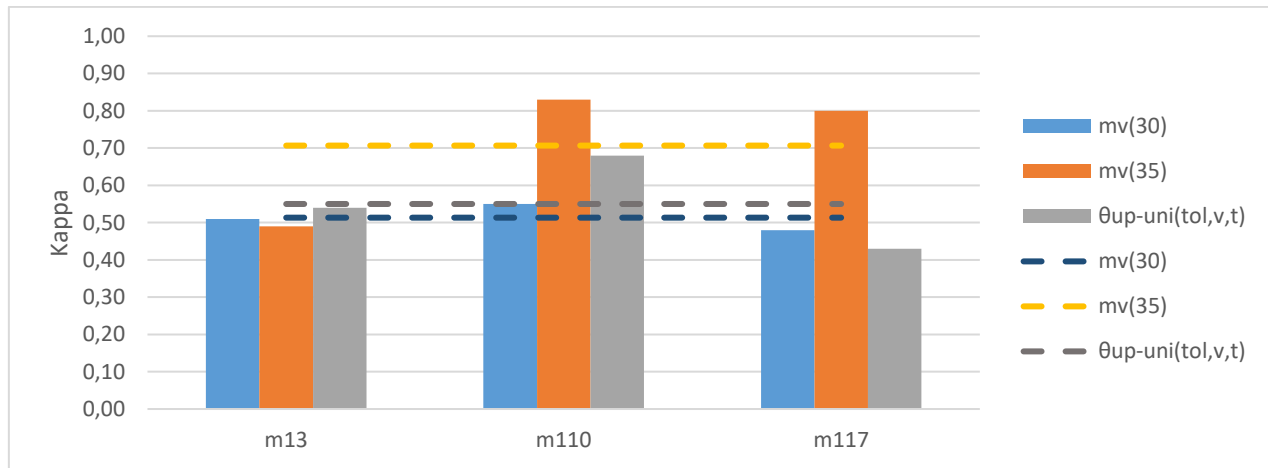
- $\Delta - index(i, t, c)$



**Figure 49 : Coefficients kappa obtenus pour chaque modèle et chaque seuil, lorsque les valeurs de l'indice  $\Delta - index(i, t, c)$  selon la texture et la culture sont prises en compte dans la classification des champs**

Dans le cas du  $\Delta - index(i, t, c)$  (figure 49), c'est le seuil de séparation des classes correspondant à  $mv(35)$  qui présente les meilleurs résultats (accord excellent avec un kappa moyen de 0,80), suivi du seuil d'humidité  $mv(30)$  avec un accord satisfaisant (kappa moyen de 0,71). La classification est moins bonne lorsque c'est le seuil de tolérance des cultures  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$  qui est utilisé pour séparer les classes « saturé » et « non saturé » : l'accord entre les données terrain et la classification obtenue à partir de l'indice est seulement moyen, avec un kappa moyen de 0,57. On observe à nouveau une différence plus ou moins marquée entre les modèles pour un même seuil, mais les seuils d'humidité  $mv(35)$  et  $mv(30)$  présentent dans les trois cas de meilleurs résultats de classification que  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$ .

- $NBMI(i, t, c)$

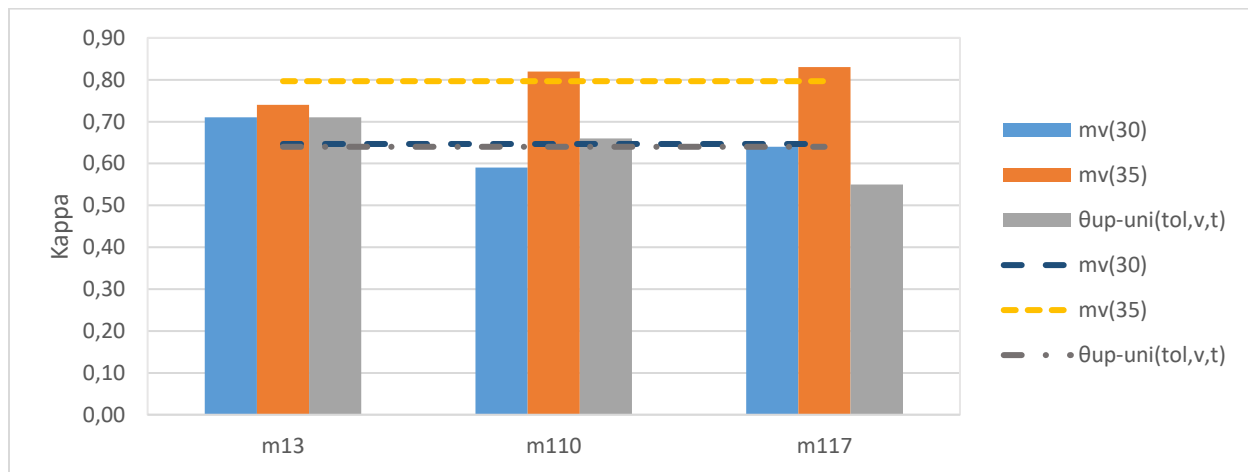


**Figure 50 : Coefficients kappa obtenus pour chaque modèle et chaque seuil, lorsque les valeurs de l'indice  $NBMI(i, t, c)$  selon la texture et la culture sont prises en compte dans la classification des champs**

L'indice  $NBMI(i, t, c)$  (figure 50) présente de moins bons résultats que les deux autres indices (figures 48 et 49) quand on considère la moyenne des modèles. Lorsque le seuil de saturation utilisé pour réaliser la classification est  $mv(35)$ , le coefficient kappa moyen est de 0,71, soit proche de celui obtenu pour l'indice  $ms(i, t, c)$ , mais inférieur à celui obtenu pour l'indice  $\Delta - index(i, t, c)$ . Cependant, pour les autres seuils, les résultats indiquent un accord moyen entre la vérité terrain et les valeurs de l'indice  $NBMI(i, t, c)$  (kappa moyen de 0,51 et 0,55). Il est toutefois intéressant de noter que le modèle m110 (Machines à Vecteur de Support) donne de meilleurs résultats pour le seuil de tolérance des cultures, avec un kappa de 0,68 (accord satisfaisant).

- Combinaison des trois indices

La figure 51 indique que quel que soit le modèle, le meilleur kappa est obtenu lorsque le seuil de saturation  $mv(35)$  est utilisé comme séparation entre les classes « saturé » et « non saturé » (accord excellent avec un kappa moyen de 0,80). Lorsque la séparation des classes est effectuée avec le seuil de tolérance des cultures  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$  ou avec le seuil d'humidité  $mv(30)$ , les résultats de la classification sont généralement moins bons, mais restent satisfaisants (coefficients kappa moyens de 0,64 et 0,65). Les modèles de classification basés sur les Machines à Vecteur de Support (m110) et la méthode des k plus proches voisins (m117) présentent les meilleurs résultats pour le seuil d'humidité  $mv(35)$  (kappa de respectivement 0,82 et 0,83, accord excellent), tandis que l'algorithme de classification basé sur l'arbre de décision donne des résultats similaires pour les trois seuils d'humidité (accord satisfaisant avec un kappa compris entre 0,71 et 0,74).



**Figure 51 : Coefficients kappa obtenus pour chaque modèle et chaque seuil, lorsque les valeurs des trois indices selon la texture et la culture sont prises en compte dans la classification des champs**

### 7.1.2 Conclusion sur les indices d'humidité et les seuils de tolérance pour les données SMAPVEX-12

Le tableau 23 présente une synthèse des coefficients kappa moyens (établis à partir des trois modèles) obtenus pour chaque indice et leur combinaison, et chaque seuil de saturation testé.

**Tableau 23 : Synthèse des coefficients kappa moyens obtenus pour chaque indice et leur combinaison, et chaque seuil de saturation testé**

	Seuil d'humidité $mv(30)$	Seuil d'humidité $mv(35)$	Seuil de tolérance des cultures
$ms(i, t, c)$	0,62	0,75	0,72
$\Delta - index(i, t, c)$	0,71	0,80	0,57
$NBMI(i, t, c)$	0,51	0,71	0,55
Combinaison des trois indices	0,65	0,80	0,64

Pour les deux premiers seuils, les résultats de la classification sont un peu moins bons avec l'indice  $ms(i, t, c)$  uniquement (kappa moyen de 0,62 et 0,75) que lorsque les trois indices sont pris en compte (kappa moyen de 0,65 et 0,80). Par contre, cet indice présente les meilleurs résultats de classification lorsque c'est le seuil de tolérance des cultures qui est utilisé pour séparer les classes « saturé » et « non saturé » (kappa moyen de 0,72 contre un kappa moyen compris entre 0,55 et 0,64 pour les autres indices et la combinaison des trois). Seulement quelques champs de textures limono-argileuse et argileuse présentent un taux d'humidité supérieur au seuil de tolérance des cultures  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$ , et ils ont été en général correctement détectés. Cela peut être attribué au fait que l'indice  $ms(i, t, c)$  est le seul indice qui prend en compte une référence humide dans son calcul.

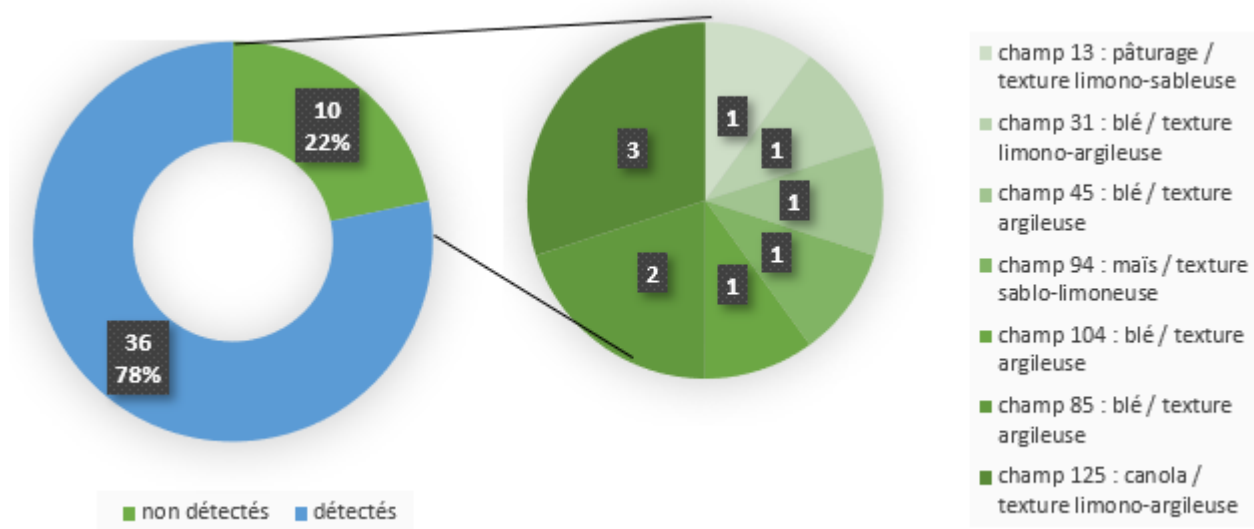
L'indice  $\Delta - index(i, t, c)$  présente à lui seul des résultats identiques à ceux obtenus avec la combinaison des trois indices lorsque c'est le seuil de séparation des classes  $mv(35)$  (kappa moyen de 0,80) qui est utilisé. La classification est meilleure pour le seuil  $mv(30)$  (kappa moyen de 0,71 contre 0,65 pour la combinaison) mais cependant moins bonne pour le seuil de tolérance des cultures (accord moyen avec un kappa moyen de 0,57).

L'indice  $NBMI(i, t, c)$  présente des résultats de classification systématiquement moins bons que le  $ms(i, t, c)$ , le  $\Delta - index(i, t, c)$  et la combinaison des trois indices. Cet indice n'est donc pas pertinent pour notre étude. De ce fait, il n'est pas conservé pour la suite de l'analyse, concernant les durées de saturation.

### 7.1.3 Étude des champs non détectés comme saturés

Les figures 52 à 54 illustrent la proportion et les caractéristiques des champs qui étaient saturés sur le terrain selon les différents seuils de saturation testés mais qui n'ont pas été détectés par les indices d'humidité  $\Delta - index(i, t, c)$  et  $ms(i, t, c)$ .

La figure 52 illustre les caractéristiques des champs présentant un taux d'humidité supérieur à  $mv(30)$  sur le terrain mais non détectés comme saturés par l'indice  $\Delta - index(i, t, c)$ . Cette figure indique que les champs non détectés ne correspondent pas à une combinaison culture / texture particulière. Cependant, les champs 85 et 125 n'ont pas été détectés saturés lors de respectivement deux et trois demi-journées en après-midi (figure 52). Pour ces deux champs, l'analyse des données a mis en évidence deux aspects. L'effet de l'angle d'incidence qui n'est pas totalement corrigé par la normalisation, car pour ces deux champs l'angle d'incidence de l'image d'origine est relativement éloigné de l'angle de référence choisi pour la normalisation. De plus, pour ces deux champs observés en après-midi, à défaut de mesures manuelles d'humidité du sol, les données d'humidité utilisées comme vérité terrain sont issues des stations de l'USDA, donc elles sont ponctuelles.



**Figure 52 : Caractéristiques des champs saturés selon mv(30) mais non détectés par l'indice  $\Delta$ -index(i,t,c)**

La figure 53 présente les caractéristiques des champs non détectés comme saturés par l'indice  $\Delta - index(i, t, c)$  en fonction du seuil  $mv(35)$  lors d'une ou plusieurs demi-journées. On peut supposer que le taux de non détection (28%) est plus élevé qu'avec le seuil de  $0,30 \text{ m}^3/\text{m}^3$  car le signal radar sature autour de  $0,35\text{-}0,40 \text{ m}^3/\text{m}^3$  d'humidité. Le champs 31 n'a pas été détecté saturé lors de deux demi-journées en après-midi (figure 53). Le champ 85 apparaît une fois de plus ayant des problèmes de détection importants : il était saturé sur le terrain sans avoir été détecté comme tel lors de six demi-journées dont quatre après-midis. Pour ces deux champs, les mêmes raisons évoquées pour expliquer les champs non détectés avec le seuil de  $0,30 \text{ m}^3/\text{m}^3$  peuvent s'appliquer. Pour les deux avant-midis pour lesquels le champ 85 n'a pas été détecté, les moyennes des coefficients de rétrodiffusion sont très proches du seuil  $\sigma_{hum}^0(35, t, c)$ . Pour ces deux cas, la non détection proviendrait de l'application d'un seuil très strict.

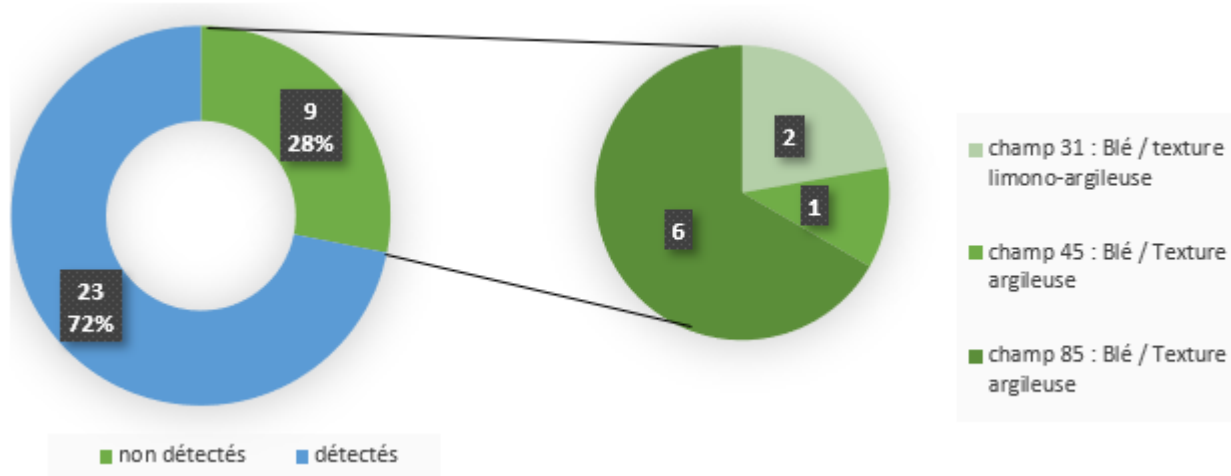


Figure 53 : Caractéristiques des champs saturés selon  $mv(35)$  mais non détectés par l'indice  $\Delta\text{-index}(i,t,c)$

La figure 54 présente les caractéristiques des deux champs (13 et 81) non détectés comme saturés par l'indice  $ms(i, t, c)$  en fonction du seuil  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$  lors de deux avant-midis, un pour chaque champ. Pour ces deux cas, les moyennes des coefficients de rétrodiffusion sont très proches du seuil  $\sigma_{hum}^0(tol, v, t, c)$ . Une fois de plus, la non détection proviendrait de l'application d'un seuil très strict.

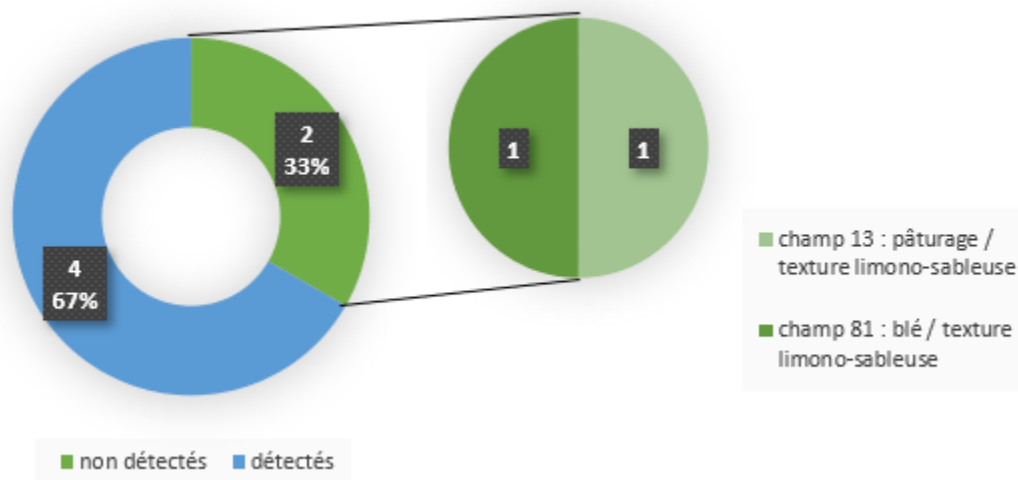


Figure 54 : Caractéristiques des champs saturés selon  $\theta_{up-uni}(tol,v,t)$  mais non détectés par l'indice  $ms(i,t,c)$

## 7.2 Validation avec les données SMAPVEX16-MB en polarisation HH

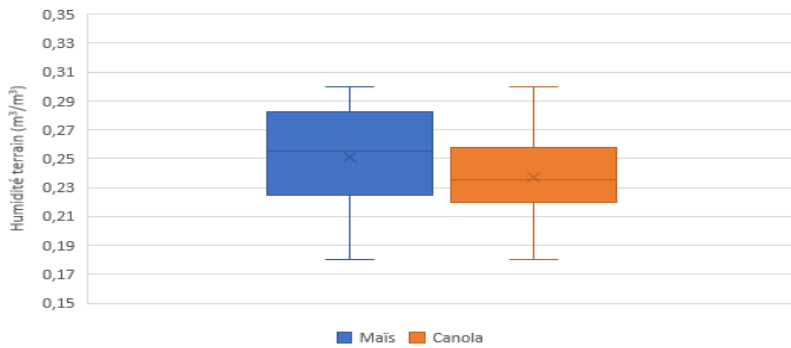
Le tableau 24 présente les paramètres des corrélations obtenues entre les mesures d'humidité et les coefficients de rétrodiffusion des images Radarsat-2 en polarisation HH pour la campagne de terrain SMAPVEX16-MB. Il indique que seules les quatre premières combinaisons présentent des corrélations significatives, selon une p-value inférieure à 0,1. Cependant, parmi ces corrélations significatives, seules celles correspondant à la texture sablo-limoneuse et les cultures de canola et de maïs sont aussi significatives pour SMAPVEX-12 (tableau 13).

Tableau 24 : Paramètres des corrélations obtenues entre les données terrain d'humidité de SMAPVEX16-MB et les données Radarsat-2 en polarisation HH correspondantes

Texture	Culture	Effectif	R <sup>2</sup>	p-value	$\sigma_{sec}^0$	$\sigma_{hum}^0(tol,v,t)$	$\sigma_{hum}^0(30)$	$\sigma_{hum}^0(35)$	$\sigma_{hum}^0(tol,v,t)$
Limono-sableuse	Maïs	16	<b>0,20</b>	<b>0,09</b>	-12,61	-7,85	-7,18	-6,28	-8,49
	Soja	9	<b>0,49</b>	<b>0,04</b>	-24,54	-6,14	-3,55	-0,05	-8,59
Sablo-limoneuse	Canola	20	<b>0,28</b>	<b>0,04</b>	-14,91	3,06	-4,46	-2,72	-2,79
	Maïs	14	<b>0,20</b>	<b>0,09</b>	-13,99	-1,34	-6,64	-5,41	-5,46
	Soja	23	0,03	0,48	-9,88	-6,23	-7,76	-7,40	-7,42
	Blé	9	0,13	0,35	-10,99	-4,66	-7,31	-6,69	-6,72
Argileuse	Canola	37	0,01	0,61	-6,65	-9,74	-8,33	-8,61	-9,64
	Soja	45	0,07	0,11	-14,54	-8,20	-11,09	-10,51	-8,39
	Blé	45	0,05	0,14	-12,17	-6,79	-9,24	-8,75	-6,95



De plus, les données d'humidité correspondant à ces deux combinaisons indiquent qu'aucun champ ne dépassait 30% d'humidité sur le terrain (figure 55). De ce fait, il n'est pas possible d'utiliser les données SMAPVEX16-MB pour tester la validité de la méthodologie développée pour caractériser les sols agricoles en milieu saturé. La dernière section présente donc l'analyse multi-dates des données SMAPVEX-12 uniquement.



**Figure 55 : Taux d'humidité mesurées pour les champs de texture sablo-limoneuse et de culture de Maïs ou de Canola durant SMAPVEX16-MB**

## 8 Calcul des durées de saturation : analyse multi-dates

À la suite de l'analyse des données terrain d'humidité, nous avons remarqué que seuls certains champs de texture limono-sableuse, limono-argileuse ou argileuse ont été saturés à un moment durant le mois de juin 2012. Cette section a pour objectif d'analyser les durées de saturation de ces champs et de comparer les résultats avec les données de précipitations afin d'analyser si la persistance de la saturation peut être attribuée à de fortes précipitations ou si elle révèle des problèmes de drainage. Cependant, comme les images Radarsat-2 ont été acquises à une semaine d'intervalle, il n'est pas possible d'analyser la persistance de la saturation sur plusieurs jours consécutifs uniquement à partir des données radar. Les données de précipitations et d'humidité des stations permanentes de l'USDA sont donc représentées en parallèle des résultats des indices afin d'étudier la saturation potentielle mesurée sur le terrain.

## 8.1 Durées de saturation des champs correctement détectés comme saturés par les indices

Les tableaux 25 et 26 présentent les journées pour lesquelles les champs de la campagne de terrain SMAPVEX-12 ont été correctement détectés comme saturés par les indices d'humidité  $\Delta - index(i, t, c)$ , pour les seuils de saturation  $mv(30)$  (tableau 25) et  $mv(35)$  (tableau 26). Le tableau 27 présente les champs correctement détectés comme saturés selon l'indice  $ms(i, t, c)$  et le seuil de saturation  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$ . L'indice  $NBMI(i, t, c)$ , présentant des résultats de classification nettement moins bons que les deux autres indices (tableau 24), n'a pas été retenu dans cette section.

**Tableau 25 : Champs correctement détectés saturés selon le  $\Delta - index(i, t, c)$  et le seuil d'humidité  $mv(30)$ . Texture limono-argileuse (la), sablo-limoneuse (sl), et argileuse (a).**

ID champ (texture du sol)	Durée totale	Demi-journées du mois juin 2012 (matin AM, après-midi PM)						
<b>124 (la)</b>	1	12 AM						
53 (sl)	1	12 AM						
<b>44 (la)</b>	1	12 AM						
<b>105 (a)</b>	1	12 AM						
<b>65 (a)</b>	1	12 AM						
<b>32 (a)</b>	1	12 AM						
<b>125 (la)</b>	4	12 AM	12 PM	19 AM	19 PM			
<b>85 (a)</b>	5	12 AM	12 PM	19 AM	19 PM	26 PM		
<b>104 (a)</b>	6	12 AM	12 PM	19 AM	19 PM	26 PM	29 PM	
<b>45 (a)</b>	6	5 AM	12 AM	12 PM	19 AM	19 PM	26 PM	29 PM
<b>31 (la)</b>	7	5 AM	12 AM	12 PM	19 AM	19 PM	26 PM	29 PM

La durée totale de saturation en eau des champs indiquée dans le tableau 25 indique que cinq champs de texture limono-argileuse (la) ou argileuse (a) ont été saturés plus d'une demi-journée au cours du mois de juin 2012. Il est important de rappeler que le seuil  $mv(30)$  met en évidence les champs très humides, mais pas forcément saturés pour les textures limono-argileuses et argileuses (figure 33). Les champs 45 et 31 étaient très humides à chaque date où des mesures sur le terrain ont été effectuées.

La plupart des champs saturés au moins une demi-journée selon le seuil d'humidité  $mv(30)$  le sont aussi avec le seuil d'humidité  $mv(35)$ . Le nombre de champs saturés par date diminue lorsque c'est le seuil  $mv(35)$  qui est pris en compte, mais trois des champs, de texture argileuse (champs 45 et

104) ou limono-argileuse (champ 31) présentent tout de même une saturation répétée durant cinq ou six demi-journées (tableau 26).

**Tableau 26 : Champs correctement détectés saturés selon le  $\Delta - index(i, t, c)$  et le seuil d'humidité  $mv(35)$  Texture limono-argileuse (la) et argileuse (a)**

ID champ	Durée totale	Demi-journées du mois juin 2012 (matin AM, après-midi PM)					
<b>32 (a)</b>	1		12 AM				
<b>44 (la)</b>	1		12 AM				
<b>65 (a)</b>	1		12 AM				
<b>105 (a)</b>	1		12 AM				
<b>124 (la)</b>	1		12 AM				
<b>125 (la)</b>	1		12 AM				
<b>85 (a)</b>	2		12 AM	12 PM			
<b>45 (a)</b>	4		12 AM	12 PM	19 AM	19 PM	26 PM
<b>104 (a)</b>	5		12 AM	12 PM	19 AM	19 PM	26 PM
<b>31 (la)</b>	6	5 AM	12 AM	12 PM	19 AM	19 PM	26 PM

Aucun des champs identifiés comme saturés avec les seuils d'humidité  $mv(30)$  et  $mv(35)$  n'est saturé selon le seuil de tolérance des cultures (tableau 27), qui est particulièrement élevé pour les textures limono-argileuse et argileuse (figure 33). Cependant trois champs, de texture sableuse (champ 73) ou limono-sableuse (champs 13 et 81), ont été saturés une ou deux demi-journées durant le mois de juin 2012.

**Tableau 27 : Champs correctement détectés saturés selon le  $ms(i, t, c)$  et le seuil  $\theta_{up-uni}(tol, v)$  Texture limono-sableuse (ls) et sableuse (s)**

ID champ	Durée totale	Demi-journées du mois juin 2012 (matin AM, après-midi PM)	
13 (ls)	1	12 AM	
73 (s)	1	12 AM	
81 (ls)	2	12 AM	19 PM

## 8.2 Analyse des profils temporels des champs saturés

Les figures 56 à 58 présentent les profils temporels de  $\Delta - index(i, t, c)$  et  $ms(i, t, c)$  calculés sur les champs ayant été saturés plus d'une demie journée au cours du mois de juin 2012 (tableaux 25 et 26), en parallèle des précipitations et de la température du sol mesurées grâce aux stations météorologiques présentes sur ces champs. Les lignes en pointillés représentent la valeur de l'indice ( $\Delta - index(i, t, c)$  ou  $ms(i, t, c)$ ) correspondant au seuil d'humidité illustré ( $mv(35)$  ou  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$ ).

Les figures 56 et 57 présentent les profils temporels des champs saturés plus d'une demie journée selon l'indice  $\Delta - index(i, t, c)$  et le seuil d'humidité  $mv(35)$ , soient les champs 31 (la), 45 (a), 85 (a) et 104 (a), conformément au tableau 26.

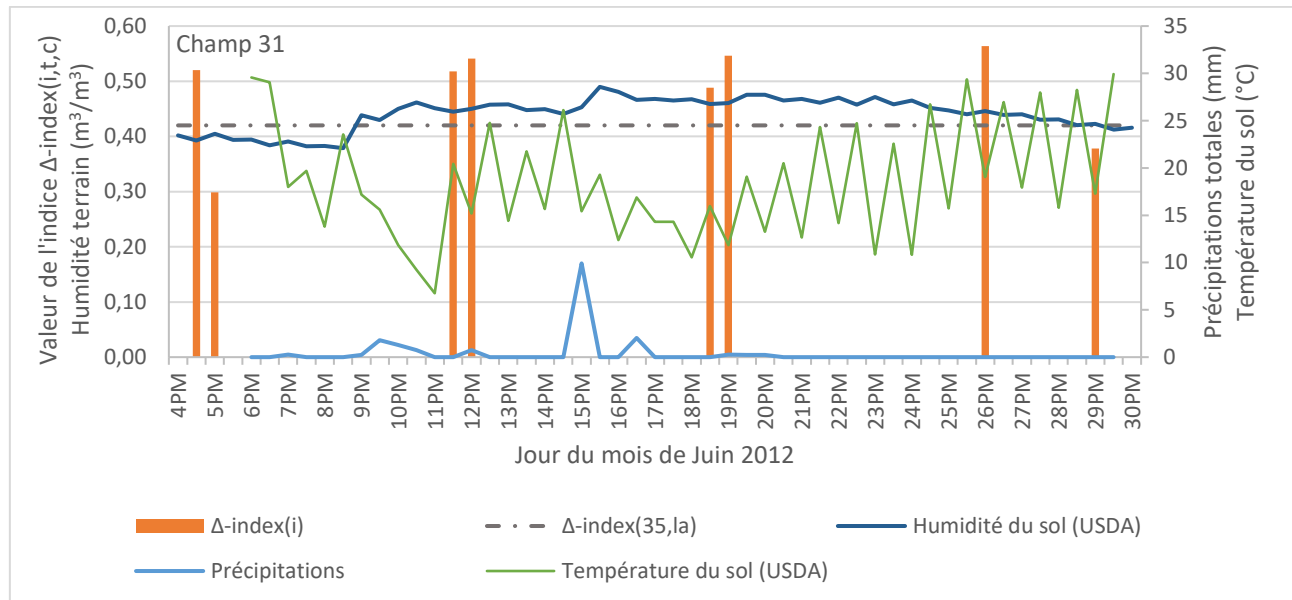
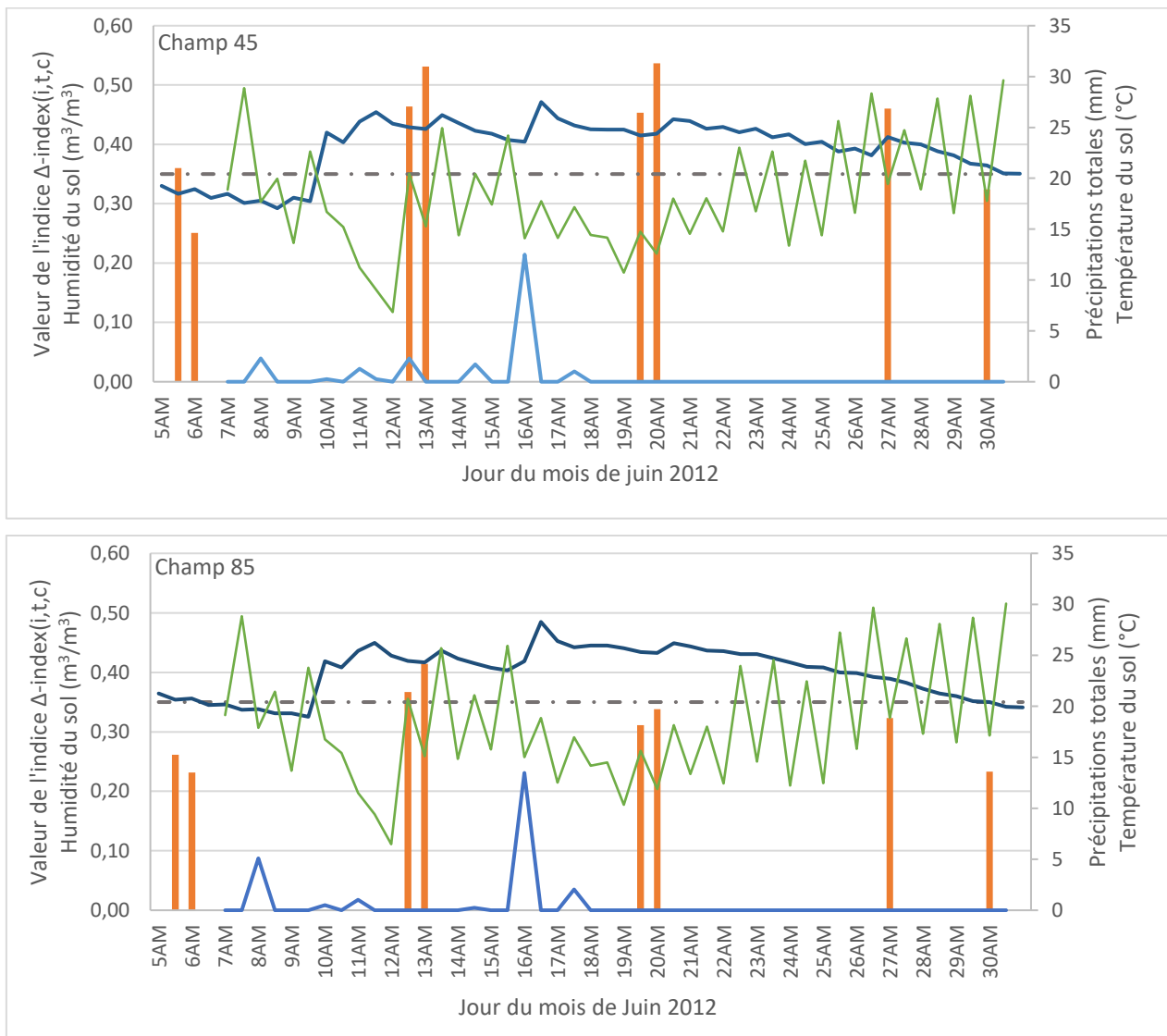
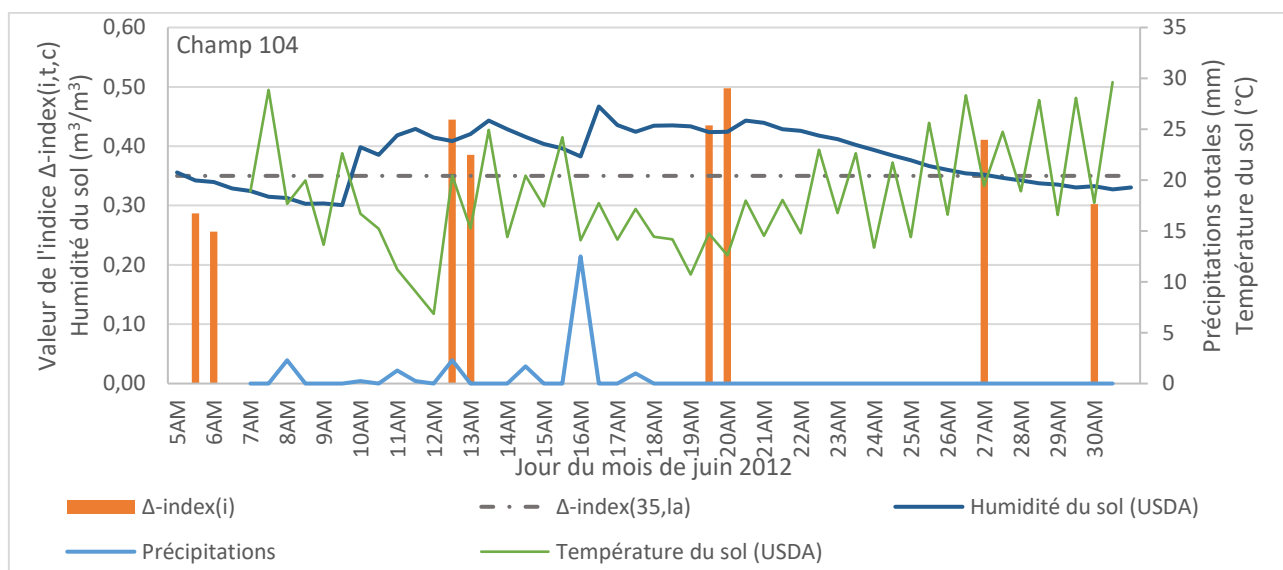


Figure 56 : Profil temporel du champ 31, de texture limono-argileuse et culture de blé

Bien qu'il n'y ait eu qu'un seul épisode pluvieux relativement important (14 mm de précipitations totales) lors de la journée du 16 juin, le champ 31 (figure 46) est resté saturé au-dessus de  $mv(35)$  durant presque tout le mois de juin, ce qui est correctement reflété par le  $\Delta - index(i, t, c)$ . La température du sol était inférieure à 17 °C à de nombreuses reprises, ce qui n'a pas favorisé l'évaporation de l'humidité de surface.

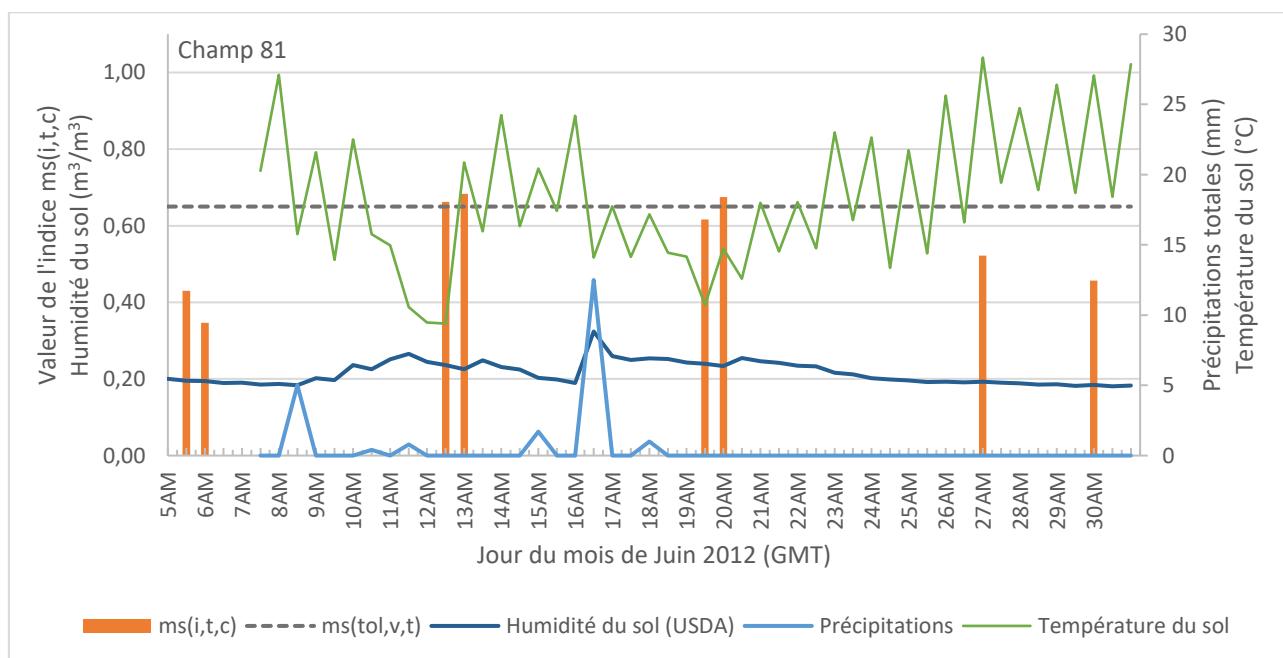
De même que sur la figure 56, la figure 57 indique qu'un seul événement pluvieux relativement important (presque 15 mm au total pour la journée du 16 juin) a été enregistré pour le mois de juin 2012. Cependant, l'humidité relevée sur le terrain est restée très élevée tout le mois de juin (entre 0,30 et 0,50  $\text{m}^3.\text{m}^{-3}$ ) sur les champs 85, 45 et 104 (figure 58). Il semble donc que ces trois champs présentent un problème de drainage, bien que les champs de texture argileuse puissent contenir jusqu'à 0,534  $\text{m}^3.\text{m}^{-3}$  sans que cela ne soit néfaste pour des cultures au début de leur développement (figure 33). Le  $\Delta - \text{index}(i, t, c)$  a correctement détecté les journées où ces champs présentaient des taux d'humidité très élevés (environ 0,45  $\text{m}^3.\text{m}^{-3}$ ), malgré le fait que les précipitations n'étaient pas particulièrement importantes durant le mois de juin 2012. On remarque par ailleurs que l'humidité du sol diminue lorsque la température du sol augmente, à partir du 25 juin.





**Figure 57 : Profils temporels des champs 45, 85 et 104, tous de texture argileuse et de culture de blé**

La figure 58 présente le profil temporel du seul champ saturé plus d'une demi-journée (champ 81) selon l'indice  $ms(i, t, c)$  et le seuil d'humidité  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$ , conformément au tableau 27.



**Figure 58 : Profil temporel du champ 81, Texture limono-sableuse et culture de Blé**

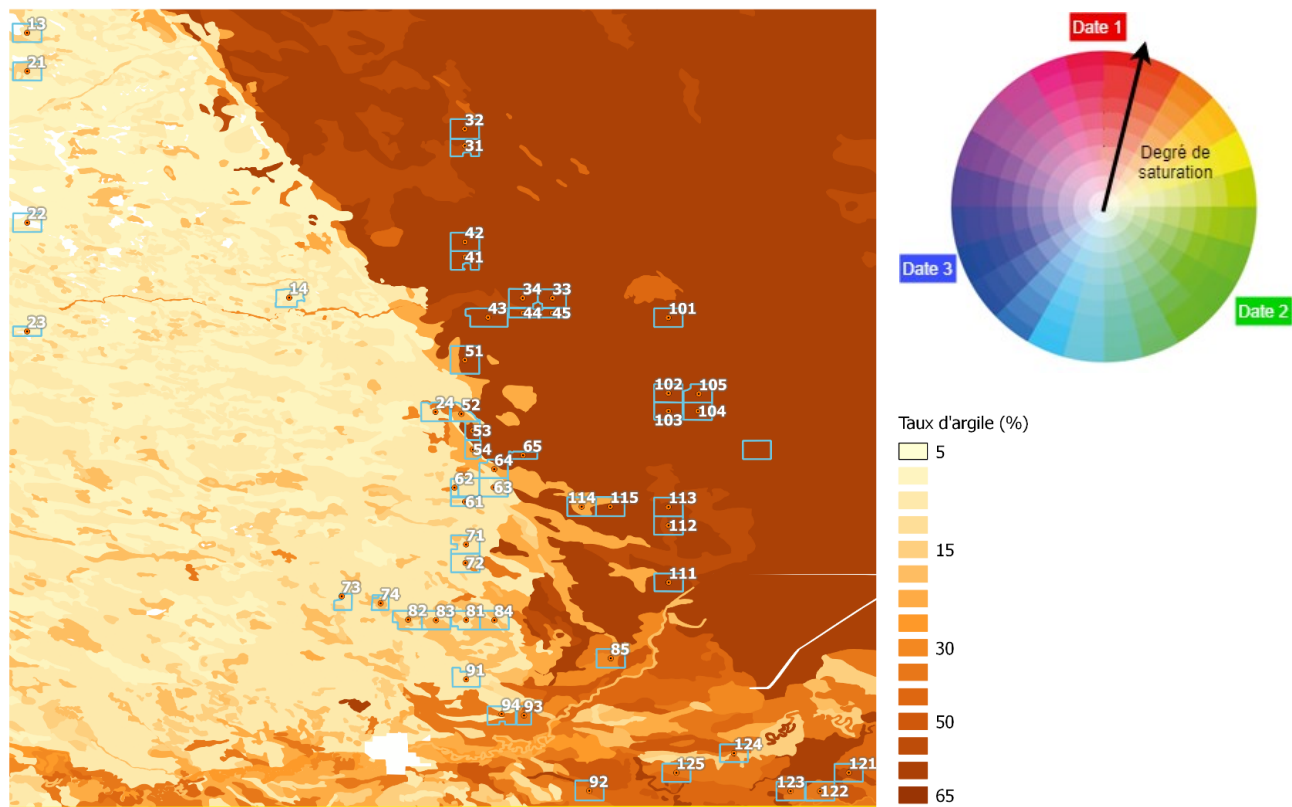
Pour le champ 81, la figure 58 indique que les évènements pluvieux ayant eu lieu les 8 et 16 juin 2012 en après-midi ainsi que la baisse de la température du sol qui a suivi ont entraîné l'augmentation de l'humidité du sol, ce qui se reflète aussi à travers les résultats de l'indice  $ms(i, t, c)$  les 12 et 19 juin. L'humidité du sol était globalement beaucoup moins élevée que pour les champs précédemment analysés, mais étant donné que la texture sableuse peut contenir beaucoup moins d'eau que les textures limono-argileuse et argileuse (figure 33), le champ 81 était effectivement saturé selon le seuil de tolérance des cultures lors des journées du 12 et du 19 juin. Cette figure reflète donc bien l'importance de prendre en compte la texture et le degré de saturation qui lui est associé.

### 8.3 Cartographie des durées de saturation

La présente section a pour objectif de proposer des pistes de recherche pour la cartographie des durées de saturation, sachant que pour le moment la résolution temporelle de Radarsat-2 ne permet pas d'effectuer un suivi continu des journées où le sol est saturé. Cependant, tel qu'expliqué dans la méthodologie, la représentation des durées de saturation sous forme d'images RGB permettrait de conserver à la fois les dates où les sols sont saturés (en fonction de la couleur) et le degré d'humidité grâce à l'intensité de chaque couleur. Comme une image RGB ne peut contenir que trois dates, il sera nécessaire de créer plusieurs images pour couvrir la période d'étude.

#### 8.3.1 Composées colorées multi-dates des degrés d'humidité du sol obtenus à partir des indices $\Delta$ – $index(i, t, c)$ et $ms(i, t, c)$

La figure 59 présente la carte du contenu en argile de la zone d'étude de SMAPVEX-12 (à gauche), ainsi que la palette de couleur RGB (à droite) afin de faciliter l'analyse de la carte des durées de saturation. On observe une différence nette de texture entre la partie nord-est (argileuse) et sud-ouest (pauvre en argile).



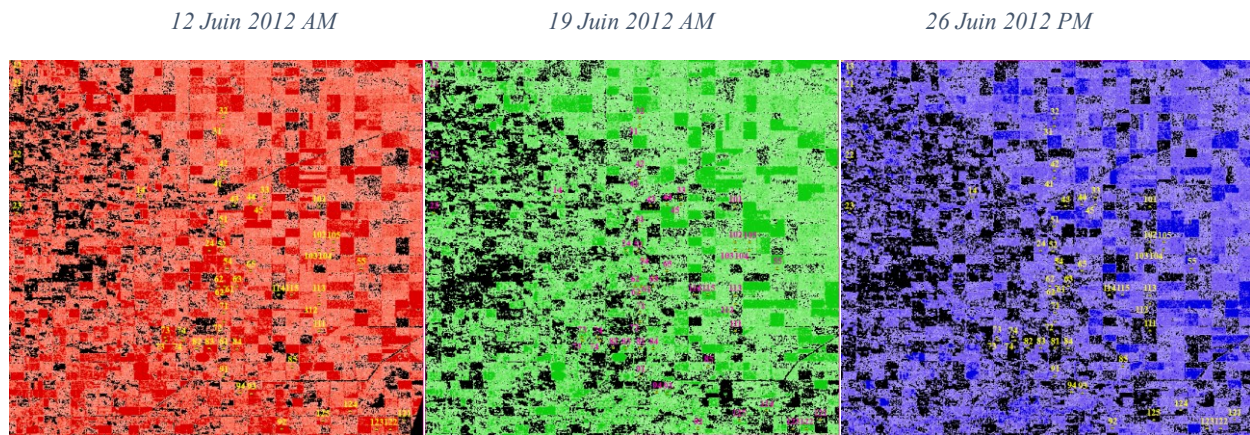
**Figure 59 : Outils nécessaires à l'interprétation de l'image RGB en intensités : une carte du contenu en argile des sols (BNDS), et un diagramme des nuances de couleurs**

Les figures 60 à 65 présentent les images RGB composées à partir des dates du 12 juin au matin (bande rouge), du 19 juin au matin (bande verte) et du 26 juin en après-midi (bande bleue). Ces dates ont été choisies en fonction des conditions météorologiques et de la disponibilité des images Radarsat-2. Les profils temporels présentés dans la section précédente indiquent une baisse de la température autour du 12 Juin, des précipitations relativement importantes autour du 16 juin et une augmentation de la température à partir du 25 juin. Des champs ont été identifiés comme saturés selon les données terrain pour ces trois dates. La texture et le type de culture de chaque pixel est pris en compte dans le calcul de l'indice.

La figure 60 présente les valeurs du  $\Delta - index(i, t, c)$  pour chaque journée, sous formes de classes représentées par des valeurs d'intensité (définies en fonction de  $\Delta - index(35, t, c)$ ). Cette représentation permet de conserver les valeurs de l'indice d'humidité. Comme les seuils de saturation dépendent de la texture du sol, il est nécessaire de se référer aux valeurs de  $\Delta - index(35, t, c)$  pour



chaque texture (tableau de la figure 60) et à une carte des textures (figure 59, à gauche) afin d'effectuer une analyse rigoureuse des sols saturés.



Texture	$\Delta - \text{index}$ (35, $t, c$ )	Valeur du $\Delta - \text{index}(i, t, c)$	Bande rouge (12 Juin AM)	Bande verte (19 Juin AM)	Bande bleue (26 Juin PM)
Sableuse	1,03	$< 0,3$ $0,3 - 0,4$ $0,4 - 0,55$ $0,55 - 0,6$ $0,6 - 1,2$			
Limono-sableuse	0,57				
Sablo-limoneuse	0,61				
Limono-argileuse	0,42				
Argileuse	0,35				

Figure 60 : Résultats du calcul de l'indice  $\Delta\text{-index}(i,t,c)$  pour chaque date choisie

La figure 61 présente le résultat RGB de la combinaison des trois dates pour l'indice  $\Delta - \text{index}(i, t, c)$ . Ici, un sol uniquement très humide le 12 juin 2012 au matin est rouge, le 19 juin 2012 au matin est vert et le 26 juin 2012 en après-midi est bleu. L'intensité de la couleur traduit le degré de saturation correspondant. Lorsqu'un sol est humide lors de deux ou trois des demi-journées étudiées, sa couleur est un intermédiaire entre celles-ci (figure 59, à droite), par exemple jaune si la saturation était présente les journées du 12 et 19 juin 2012 ou blanc s'il l'était lors des trois demi-journées.



La figure 61 indique que de nombreux champs sont identifiés comme très humides par l'indice  $\Delta - index(i, t, c)$  dans les parties nord-est (sols argileux, figure 59 à gauche) et sud (sols sablo-limoneux et limono-sableux) du site d'étude. Dans la partie sud-ouest du site d'étude, de nombreux champs étaient saturés le 12 et le 19 juin au matin.

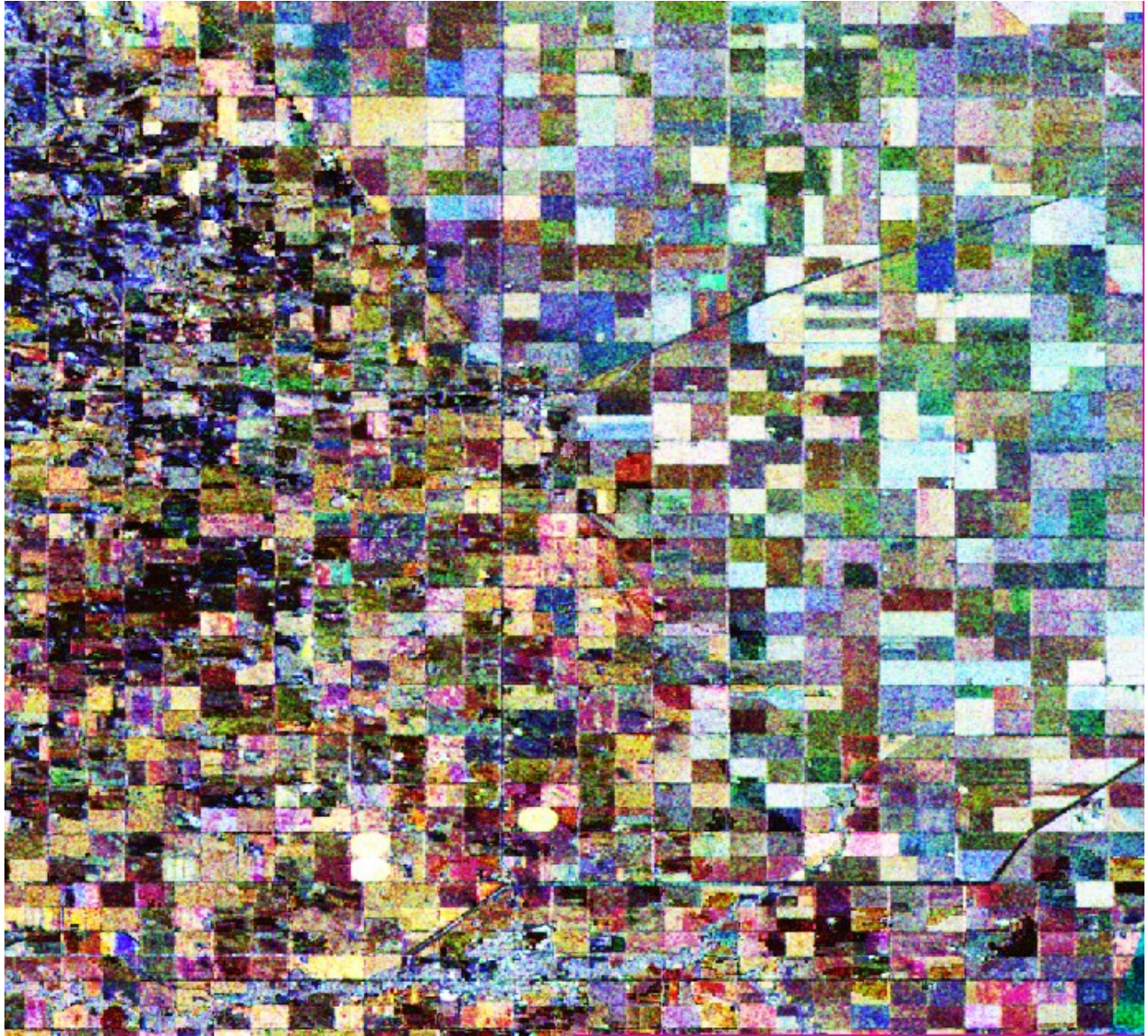


Figure 61 : Résultats de l'indice  $\Delta - index(i, t, c)$  tout seuil confondu, pour les dates du 12 juin au matin (rouge), 19 juin au matin (vert) et du 26 juin en après-midi (bleu)



La figure 62 présente les valeurs du  $ms(i, t, c)$  pour chaque journée, sous forme de classes représentées par des valeurs d'intensité (définies à partir de  $ms(tol, v, t)$ ).

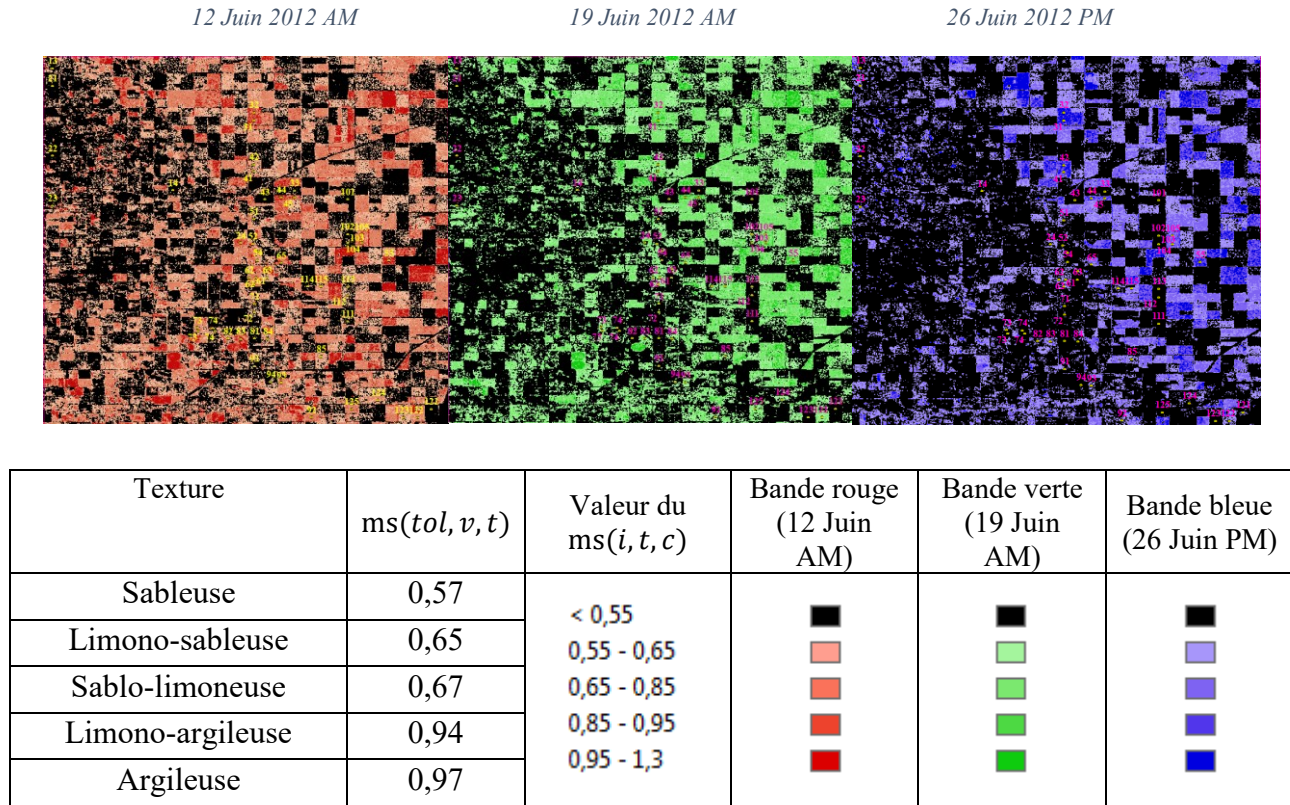


Figure 62 : Résultats du calcul de l'indice  $ms(i, t, c)$  pour chaque date choisie

La figure 63 présente le résultat RGB de la combinaison des trois dates pour l'indice  $ms(i, t, c)$ . Cette figure indique que de nombreux champs sont identifiés comme très humides par l'indice  $ms(i, t, c)$  dans la partie nord-est du site d'étude, qui correspond aux sols argileux (figure 59, à gauche). Dans la partie sud-ouest du site d'étude, de nombreux champs étaient saturés le 12 juin au matin et, parmi ceux-ci, une vingtaine de champs étaient aussi saturés le 19 juin au matin. La comparaison des résultats de l'indice  $ms(i, t, c)$  (figures 62 et 63) et des résultats du  $\Delta - index(i, t, c)$  (figures 60 et 61) reflète une fois de plus les différences de capacité de rétention d'eau des sols de texture majoritairement sableuse ou argileuse (figure 33). Plus de champs sont identifiés comme très humides avec l'indice  $\Delta - index(i, t, c)$  et le seuil de saturation  $mv(35)$  (tableau de la figure 60) dans la partie nord-est du site d'étude car la capacité de rétention d'eau  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$  des textures limoneuse et argileuses est très élevée (figure 33).

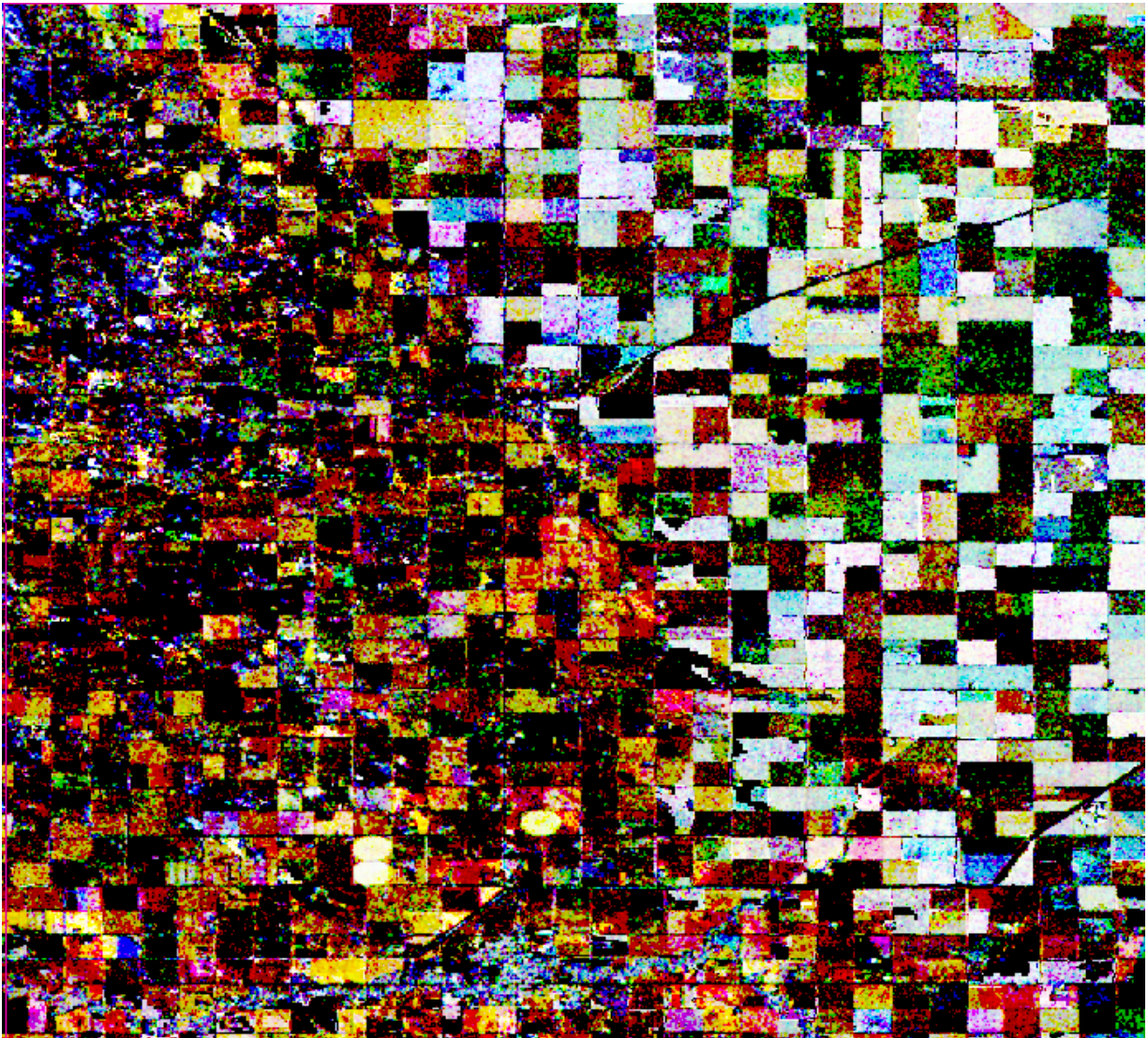


Figure 63 : Résultats de l'indice  $ms(i,t,c)$  tout seuil confondu, pour les dates du 12 juin au matin (rouge), 19 juin au matin (vert) et du 26 juin en après-midi (bleu)

### 8.3.2 Composées colorées multi-dates des sols saturés obtenus à partir des indices $\Delta - index(i, t, c)$ et $ms(i, t, c)$

Les figures 60 à 63 nous ont permis de visualiser les variations du taux d'humidité entre les dates du 12 juin au matin, du 19 juin au matin et du 26 juin en après-midi. En comparant l'intensité de couleur de chaque champ avec la valeur de l'indice pour le seuil de saturation correspondant à la texture de ce champ, il est possible d'identifier si ce champ était saturé à une des dates étudiées. Cependant, pour obtenir un aperçu plus direct de l'état de saturation ou non des champs, nous avons effectué un seuillage des trois images Radarsat-2 mentionnées précédemment, propre à chaque combinaison

texture/culture. Un champ de texture  $t$  et de culture  $c$  qui présente une valeur d'indice supérieure au seuil testé ( $\Delta - index(35, t, c)$  ou  $ms(tol, v, t)$ ) apparaît de couleur rouge, verte, bleu ou intermédiaire selon la ou les dates (figure 59, à droite), tandis que ceux qui présentent une valeur d'indice inférieure apparaissent noirs.

Les figures 64 et 65 présentent les résultats de la classification des sols saturés selon les indices  $\Delta - index(i, t, c)$  et le seuil d'humidité  $mv(35)$  (figure 64), et selon l'indice  $ms(i, t, c)$  et le seuil d'humidité  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$  (figure 65). Les trois bandes correspondent respectivement au 12 juin au matin (rouge), au 19 juin au matin (vert) et au 26 juin en après-midi (bleu). La texture et le type de culture de chaque pixel est pris en compte dans le calcul de l'indice.

La figure 64 indique que de nombreux champs étaient saturés lors des trois journées selon le  $\Delta - index(i, t, c)$  et le seuil d'humidité  $mv(35)$ , ce qui correspond aux résultats de la section 8.1, principalement sur la région nord-est de la zone d'étude. Certains champs ont été identifiés comme saturés les trois demi-journées (comme les champs 32 et 34) alors que cela ne correspond pas à la réalité terrain, ce qui fait partie du taux d'erreur discuté dans la section 7.1 du présent chapitre.

La figure 65 indique que de nombreux champs étaient saturés selon le  $ms(i, t, c)$  pour la journée du 12 juin 2012, ce qui ne correspond pas aux résultats de la section 8.1 (tableau 27). Une vingtaine de champs apparaissent saturés selon le seuil de tolérance des cultures lors de la journée du 26 juin en après-midi, concentrés dans la partie nord-est du site d'étude. De nombreux champs étaient saturés le 12 juin au matin, essentiellement dans la partie sud-ouest, et parmi ceux-ci une vingtaine de champs étaient aussi saturés le 19 juin au matin. Contrairement au  $\Delta - index(i, t, c)$ , très peu de pixels sont saturés sur les trois jours avec le  $ms(i, t, c)$ , ce qui peut s'expliquer en grande partie par les seuils de saturation différents utilisés pour chaque indice.



12 juin 2012 AM

19 juin 2012 AM

26 juin 2012 PM

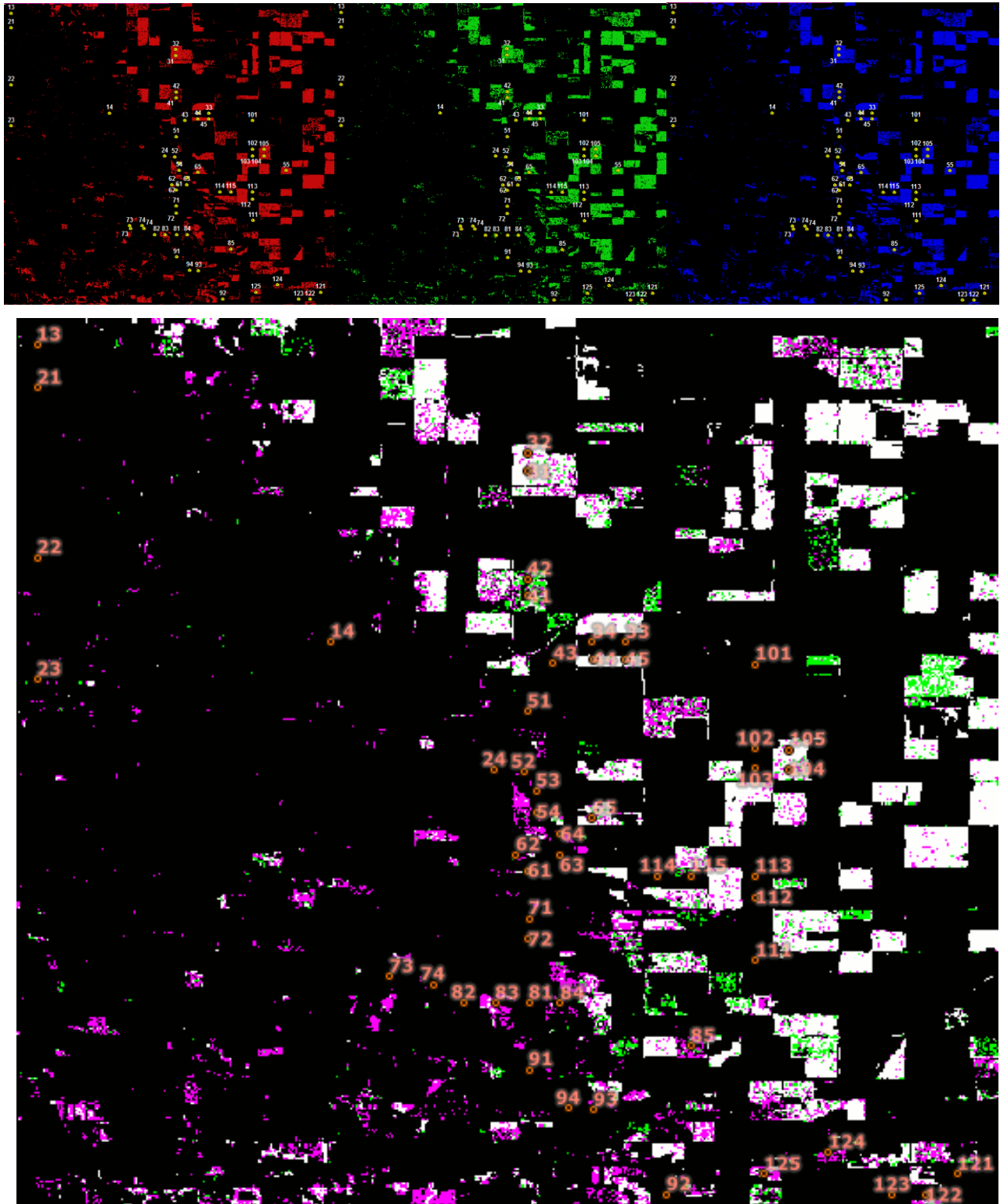


Figure 64 : Composée couleur présentant les résultats du  $\Delta - index(i, t, c)$  sur toute la zone d'étude, pour les dates du 12 (bande rouge), 19 (bande verte) et 26 juin 2012 (bande bleue)

12 Juin 2012 AM

19 Juin 2012 AM

26 Juin 2012 PM

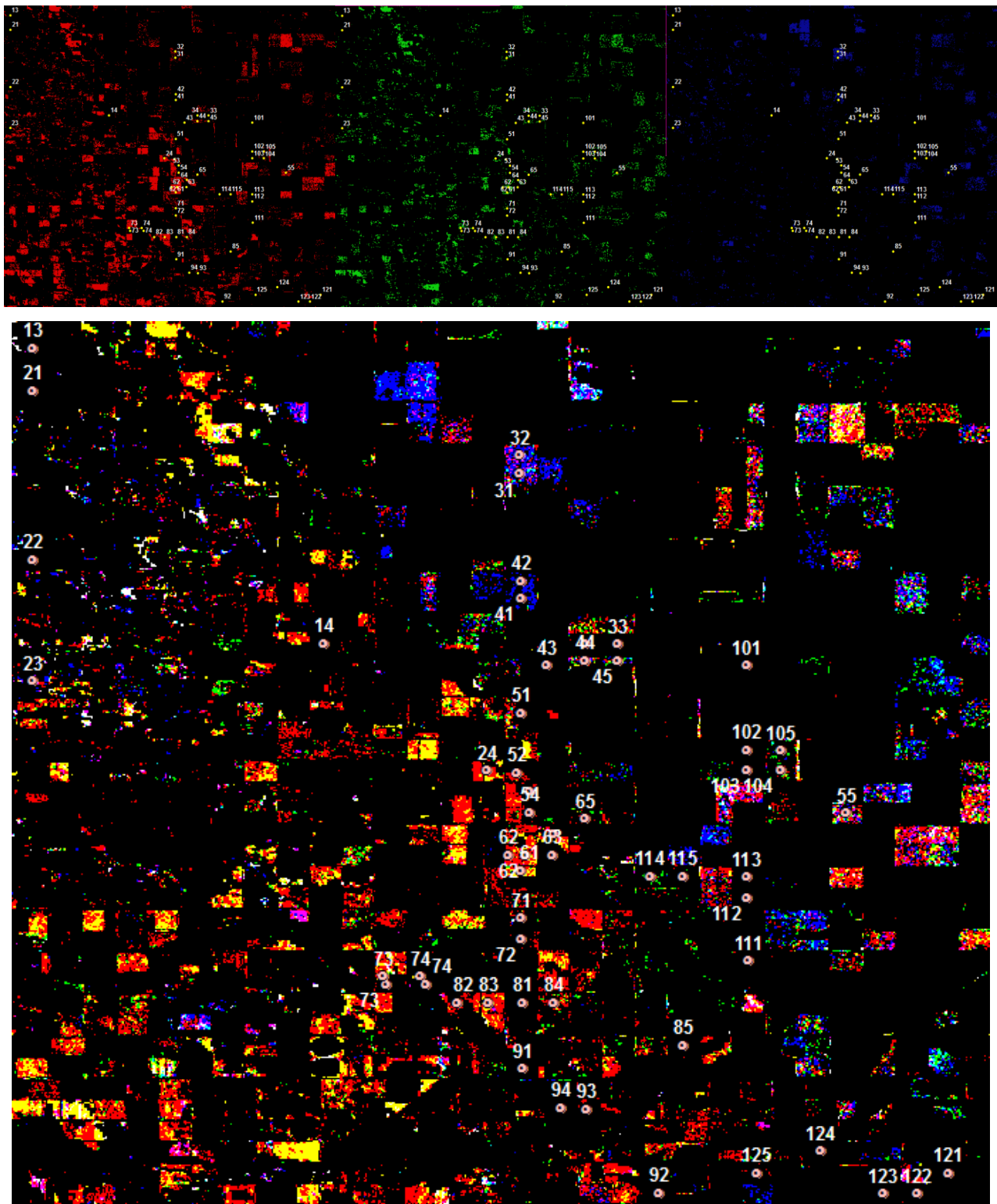


Figure 65 : Composée couleur présentant les résultats du ms(i,t,c) sur toute la zone d'étude, pour les dates du 12 (bande rouge), 19 (bande verte) et 26 juin 2012 (bande bleue)

Pour les deux indices, les différences observées avec la section 8.1 du présent chapitre peuvent aussi provenir des méthodes de calcul différentes. Alors que dans la section 8.1, l'algorithme est appliqué aux moyennes des coefficients de rétrodiffusion des champs, dans cette section il est appliqué pixel-par-pixel. De plus, comme le seuil est utilisé de manière stricte, les pixels dont le coefficient de rétrodiffusion est légèrement inférieur au seuil ne sont pas considérés comme saturés. Or en raison de l'incertitude sur la relation entre le coefficient de rétrodiffusion et l'humidité du sol (liée à la variabilité de la rugosité du sol et ou de la végétation), il serait intéressant d'utiliser un seuil plus flexible. Par exemple pour le champ 81, le 12 juin AM, à la section 8.1 le seuil (-9 dB) est appliqué à la moyenne des coefficients de rétrodiffusion dont la valeur est de -8,87 dB alors que dans cette section 8.3.2 l'algorithme est appliqué pixel-par-pixel à des valeurs de coefficient de rétrodiffusion majoritairement comprises entre -9,59 et -8,86 dB. De ce fait, il n'est pas classé comme saturé avec l'algorithme appliqué pixel-par-pixel (Figures 64 et 65).

#### **8.4 Conclusion sur l'analyse multi-dates**

La saturation répétée de plusieurs champs selon les indices  $ms(i, t, c)$  et  $\Delta - index(i, t, c)$  a été confirmée par les données terrain. Pour ces champs, l'élaboration de profils temporels des données d'humidité, de précipitations et des valeurs d'indice a permis d'avoir un aperçu en continu des variations du taux d'humidité. Cependant, si les données d'humidité des stations de l'USDA sont temporellement continues (contrairement aux données radar), celles-ci sont ponctuelles et ne sont pas présentes dans tous les champs. C'est pourquoi nous avons proposé une représentation cartographique de l'humidité du sol à partir d'images Radarsat-2 multi-dates couvrant toute la zone d'étude.

Les images présentées dans la section précédente ont permis de mettre en évidence les sols agricoles très humides ou saturés lors des trois demi-journées du mois de juin étudiées. Comme ces dates ne sont pas successives (en raison du temps de revisite du satellite sur le site d'étude) il n'est pas possible de déterminer les durées de saturation uniquement à partir des images Radarsat-2. Cependant nous avons proposé de représenter les durées de saturation sous forme d'une cartographie RGB des champs, dans le but d'une application future de cette méthodologie sur les données Sentinel et de la constellation Radarsat, qui présentent une meilleure résolution temporelle.



## Conclusion et perspectives

La présente étude a permis de répondre à l'objectif principal, soit développer une méthodologie pour caractériser les sols saturés en milieu agricole à partir d'images Radarsat-2 (bande C). Cette méthodologie consiste dans un premier temps à analyser les caractéristiques du sol ayant le plus d'influence sur le signal radar en polarisation HH et HV, puis à les utiliser pour établir des régressions linéaires permettant d'extraire des paramètres nécessaires au calcul des trois indices d'humidité basés sur le coefficient de rétrodiffusion. Une classification des champs « non saturés » et « saturés » a ensuite été effectuée à partir des valeurs des indices calculés.

En réponse à notre première hypothèse, il a d'abord été confirmé que la texture du sol et le type de culture présent dans le champ influencent de manière importante les valeurs du coefficient de rétrodiffusion radar, et que leur prise en compte permet d'améliorer la corrélation entre les valeurs d'humidité mesurées sur le terrain et le signal radar. De plus, malgré la saturation du signal radar en bande C aux environs de  $0,35$  à  $0,40 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$  d'humidité au sol, la saturation en eau des sols de texture sableuse, limono-sableuse et sablo limoneuse peut être détectée car le seuil de tolérance est inférieur à ce taux d'humidité. Pour les champs de texture limono-argileuse ou argileuse, le seuil de tolérance des cultures dépasse  $0,50 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$  donc il n'est pas possible de détecter les sols saturés, mais seulement les sols très humides (taux d'humidité  $0,30$  à  $0,35 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ ) bien que non saturés. Les résultats obtenus confirment donc notre deuxième hypothèse, soit que le signal radar permet de détecter des taux d'humidité assez élevés pour que cette méthodologie, qui vise à prévenir l'enneigement des cultures, soit appliquée à la plupart des textures de sol.

Le signal de rétrodiffusion en polarisation HH présente une meilleure sensibilité à l'humidité du sol que la polarisation croisée HV lorsque la végétation est peu développée. L'étude a donc porté, par la suite, uniquement sur cette polarisation pour effectuer le calcul de trois indices d'humidité basés sur le coefficient de rétrodiffusion. De ces trois indices, seuls deux se sont avérés pertinents pour la détection des sols saturés. L'indice  $\Delta - index(i, t, c)$  présente les meilleurs résultats de classification lorsque le seuil d'humidité  $mv(35)$  est utilisé pour séparer les classes. Quant à l'indice  $ms(i, t, c)$ , il présente les meilleurs résultats de classification lorsque c'est le seuil de tolérance des cultures qui est pris en compte. Ces deux indices, développés à l'origine pour évaluer les conditions d'humidité de surface, permettent aussi de mettre en évidence les sols saturés en eau, ce qui confirme notre troisième hypothèse. L'étude des durées de saturation des champs à travers l'élaboration de profils temporels

d'humidité de surface et de précipitations a par la suite permis de mettre en évidence certains sols présentant des problèmes de drainage. Les composées colorées représentant les résultats du  $\Delta - index(i, t, c)$  et du  $ms(i, t, c)$  ont respectivement mis en évidence de nombreux champs très humides dans la partie argileuse du site d'étude et des champs dépassant le seuil de tolérance des cultures dans la partie sableuse. De ce fait, une superposition des résultats obtenus avec ces deux composées colorées pourrait être envisagée afin de couvrir une large variabilité de texture.

Notre contribution consiste en deux points principaux. L'intégration du seuil de tolérance des cultures permet de favoriser le pont entre la télédétection et son application en agronomie. Nous avons aussi proposé une méthode d'analyse multi-dates permettant de mettre en évidence les durées de saturation des sols agricoles. Cette méthode repose sur la production de cartes en composées colorées, représentant les sols saturés lors de trois demies-journées selon l'indice  $\Delta - index(i, t, c)$  et le seuil  $0,35 \text{ m}^{-3} \cdot \text{m}^{-3}$  d'humidité, et l'indice  $ms(i, t, c)$  et le seuil de tolérance des cultures  $\theta_{up-uni}(tol, v, t)$ .

Cette méthodologie devrait être testée sur des sols nus afin d'augmenter la corrélation obtenue entre l'humidité du sol et le coefficient de rétrodiffusion, en prenant en compte l'influence de la rugosité à la place du type de culture. Elle pourrait aussi être enrichie par l'intégration des paramètres permettant de modéliser l'influence de la végétation sur le signal radar pour pouvoir l'appliquer sous couvert végétal. En effet, à des fins d'application en agriculture, il est primordial de pouvoir détecter la saturation en eau des sols en présence de cultures.

L'application de cette méthodologie sur les données Sentinel et de la constellation Radarsat, qui présentent une meilleure résolution temporelle permettra de suivre de manière continue les durées de saturation en eau des sols agricoles. Il serait aussi intéressant d'analyser le potentiel de la composante de surface issue de la décomposition polarimétrique de Freeman et Durden (1998) en conditions de saturation en eau du sol, car il a démontré une bonne capacité d'estimation de l'humidité du sol (Gherboudj *et al.*, 2017; Merzouki *et al.*, 2010; Muthukumarasamy *et al.*, 2017).

## Références

Agriculture et agroalimentaire Canada (2014) Examen annuel des conditions agro-climatiques au Canada. Rapport de synthèse, AAAC, Ottawa, 30 p.

Alaska Satellite Facility (2019) About Seasat *in* Seasat, Alaska Satellite Facility, Etats-Unis. <<https://portal.asf.alaska.edu/seasat/about/>>

Allain, S. (2003) Caractérisation d'un sol nu à partir de données SAR polarimétriques. Étude multi-fréquentielle et multi-résolutions. Thèse de doctorat, Université de Rennes, Rennes, 168 p.

Arvalis (2017) Céréales à paille *in* Les fiches accidents, Arvalis, Paris. <[http://www.fiches.arvalis-infos.fr/fiche\\_accident/fiches\\_accidents.php?mode=fa&type\\_cul=1&type\\_acc=5&id\\_acc=64](http://www.fiches.arvalis-infos.fr/fiche_accident/fiches_accidents.php?mode=fa&type_cul=1&type_acc=5&id_acc=64)>

Baghdadi, N., Cresson, R., Pottier, E., Aubert, M., Mehrez, M., Jacome, A. et Benabdallah, S. (2012) A Potential Use for the C-Band Polarimetric SAR Parameters to Characterize the Soil Surface Over Bare Agriculture Fields. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 50, n° 10, p. 3844-3858.

Baghdadi, N., Dubois-Fernandez, P., Dupuis, X. et Zribi, M. (2013) Sensitivity of Main Polarimetric Parameters of Multifrequency Polarimetric SAR Data to Soil Moisture and Surface Roughness Over Bare Agricultural Soils. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 10, n° 4, p. 731-735.

Baghdadi, N., Holah, N. and Zribi, M. (2006) Soil moisture estimation using multi-incidence and multi-polarization ASAR data. International Journal of Remote Sensing, vol. 27, n° 10, p. 1907-1920.

Baize, D. (2000) Guide des analyses en pédologie: choix, expression, présentation, interprétation. Techniques et pratiques. Institut national de la recherche agronomique, Paris, 257 p.

Barrett, B. W., Dwyer, E. and Whelan, P. (2009) Soil Moisture Retrieval from Active Spaceborne Microwave Observations : An evaluation of current techniques. Remote sensing, vol. 1, n° 3, p. 210-242.

Base Nationale de Données sur les Sols, Pédo-paysages du Canada (2010), 3<sup>rd</sup> version, Service d'Information sur les Sols du Canada, Ottawa < <http://sis.agr.gc.ca/siscan/nsdb/index.html>>

Beauchamp, J. (2006) L'eau et le sol *in* Pédologie, Université de Picardie, Amiens. <<https://www.u-picardie.fr/beauchamp/mst/eau-sol.htm>> (Page consultée le 26/06/2017).

Beauregard, V. (2017) Apport de la polarimétrie radar en bande C pour l'estimation de l'humidité du sol en zone. Mémoire, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 82 p.

Becker, F. (2011) Observation de la Terre par Télédétection: Fondements Physiques, Méthodologiques et Technologiques. Volume 1, Éditions universitaires européennes, Riga, 608 p

Brocca, L. (2010) ASCAT soil wetness index validation through in situ and modeled soil moisture data in central Italy. *Remote Sensing of Environment*, vol. 114, p. 2745–2755.

Brooks, R. H. and Corey, A. T. (1964) Hydraulic properties of porous media. *Hydrology Papers*, n° 3, p. 37.

Bruckler, L., Wittono, H. and Stengel, P. (1988) Near surface moisture estimation from microwave measurements. *Remote Sensing of Environment*, vol. 26, p. 101-121.

Byun, K., Liaqat, U.W. and Choi, M. (2014) Dual-model approaches for evapotranspiration analyses over homo-and heterogeneous land surface conditions. *Agricultural and Forest Meteorology*, vol. 197, p. 169–187.

Campbell, G. S. (1974) A simple method for determining unsaturated conductivity from moisture retention data. *Soil Science*, vol. 117, p. 311–314.

Castel T. (1998) Estimation de paramètres de la ressource forestière par télédétection Radar à Synthèse d'Ouverture. Apport du couplage d'un modèle architectural de plantes avec un modèle de diffusion électromagnétique. Thèse de doctorat, Cemagref/Engref de Montpellier, 328 p.

Chanzy, A. (1993) Basic soil surface characteristics derived from active microwaves remote sensing. *Remote Sensing Reviews*, vol. 7, p. 303-319.

Clapp, R. B. (1946) A theoretical and experimental study of radar ground return. MIT Radiation Laboratory, Cambridge, 77 p.

Cloude, S. R. (1997) An Entropy Based Classification Scheme for Land Applications of Polarimetric SAR. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 35, n° 1, p. 11.

Cloude, S. R. and Pottier, E. (1996) A review of target decomposition theorems in radar polarimetry Cloud Pottier.pdf. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 34, n° 2, p. 498-518.

Cohen, J. A. (1960) Coefficient of agreement for nominal scales. Educational and Psychological Measurement vol. 20, p. 37-46.

Colman, E. A. (1947) A laboratory procedure for determining the field capacity of soils. Soil Science, vol. 63, n° 4, p. 277-284.

Cook, R. D. (1977) Detection of Influential Observation in Linear Regression. Technometrics, vol. 19, n°1, p. 15-18.

da Silva, A.P., Kay, B. D. and Perfect, E. (1994) Characterization of the least limiting water range of soils. Soil Science Society of America Journal, vol. 58, p. 1775-1781.

Dharssi, I., Bovis, K. J., Macpherson, B. and Jones, C. P. (2011) Operational assimilation of ASCAT surface soil wetness at the Met Office. Hydrology and Earth System Science, vol. 15, n° 8, p. 2729-2746.

de Tomás, A., Nieto, H., Guzinski, R., Salas, J., Sandholt, I. and Berliner, P. (2014) Validation and scale dependencies of the triangle method for the evaporative fraction estimation over heterogeneous areas. Remote Sensing of Environment, vol. 152, p. 493-511.

Dobson, M. C. and Ulaby, F. (1981) Microwave Backscatter Dependence on Surface Roughness, Soil Moisture, And Soil Texture: Part III-Soil Tension. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 19, n° 1, p. 51-61.

Dorigo, W., Wagner, W., Albergel, C., Albrecht, F., Balsamo, G., Brocca, L., Chung, D., Ertl, M., Forkel, M., Gruber, A., Haas, E., Hamer, P. D., Hirschi, M., Ikonen, J., de Jeu, R., Kidd, R., Lahoz, W., Liu, Y. Y., Miralles, D., Mistelbauer, T., Nicolai-Shaw, N., Parinussa, R., Pratola, C., Reimer, C., van der Schalie, R., Seneviratne, S. I., Smolander, T. and Lecomte, P. (2017) ESA CCI Soil

Moisture for improved Earth system understanding: State-of-the art and future directions. *Remote Sensing of Environment*, vol. 203, p. 185-215.

Droge, S. T. J. and Goss, K.-U. (2013) Development and Evaluation of a New Sorption Model for Organic Cations in Soil: Contributions from Organic Matter and Clay Minerals. *Environmental Science & Technology*, vol. 47, n° 24, p. 14233-14241.

Dubois, J. M., Martel, W. A. and Nadeau, D. C. (1990) Les ortsteins du Québec: répartition géographique, relations géomorphologiques et essai de datation. *Le Géographe canadien*, vol. 34, n° 4, p. 303-317.

Ducasse, S. G. (2019) Cook's Distance. *In Regression analysis, Statistics How to*. <<https://www.statisticshowto.datasciencecentral.com/cooks-distance/>>

Durães, N., Novo, L. A. B., Candeias, C. and Ferreira da Silva, E. (2018) Distribution, Transport and Fate of Pollutants. Chap. 2, p. 29-57, *in* Duarte, A. C., Cachada, A. et Rocha-Santos, T. *Soil pollution: from monitoring to remediation*, red, Academic Press, London, 296 p.

FAO (2017) Fiche d'information 9: La gestion de l'eau. *In Améliorer la nutrition grâce aux jardins potagers*, Module de formation à l'intention des agents de terrain en Afrique, ONU, Rome. <<http://www.fao.org/docrep/005/x3996f/x3996f0l.htm>>

Freeman, A. and Durden, S. L. (1998) A three-component scattering model for polarimetric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 36, n° 3, p. 963-973.

Fung (1994), *Microwave Scattering and Emission Models and Their Applications*. Artech House, Inc., 573 p.

Gherboudj, I., Magagi, R., Berg, A. A. and Toth, B. (2017) Characterization of the Spatial Variability of In-Situ Soil Moisture Measurements for Upscaling at the Spatial Resolution of RADARSAT-2. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 10, n° 5, p. 1813-1823.

Grable, A. R. and Siemer, E. G. (1968) Effects of bulk density, aggregate size, and soil water suction on oxygen diffusion, redox potentials, and elongation of corn roots. *Soil Science Society of America Proceedings*, vol. 32, p. 180-186.

Grubbs, F. E. (1969) Procedures for Detecting Outlying Observations in Samples. *Technometrics*, vol. 11, n° 1, p. 1-22.

Grubbs, F. E. and Beck, G. (1972) Extension of Sample Sizes and Percentage Points for Significance Tests of Outlying Observations. *Technometrics*, vol. 14, n° 4, p. 847-854.

Gu, C. (2013) *Smoothing Spline ANOVA Models*. Springer, New York, 385 p.

Haise, H.R., Haas, H.J. and Jensen, L.R. (1955) Soil moisture studies of some great plains soils. *Soil Science Society of America Proceeding*, vol. 19, p. 20-25.

Hastie, T., Tibshirani, R. and Friedman, J. (2017) *The elements of statistical learning*, 2nd ed., Springer series in statistics, New York, 764 p.

Hillel, D. (1971) *Soil and water: physical principles and processes*. Physiological ecology. Academic Press, New York, 288 p.

Holah, N., Baghdadi, N., Zribi, M., Bruand, A. and King, C. (2005) Potential of ASAR/ENVISAT for the characterization of soil surface parameters over bare agricultural fields. *Remote Sensing of Environment*, vol. 96, n° 1, p. 78-86.

Inventaire annuel des cultures (2010-2015), Agriculture et Agroalimentaire Canada, Ottawa <<http://open.canada.ca/data/en/dataset/ba2645d5-4458-414d-b196-6303ac06c1c9>>

Karthikeyan, L., Pan, M., Wanders, N., Kumar, D. N. and Wood, E. F. (2017) Four decades of microwave satellite soil moisture observations: Part 1. A review of retrieval algorithms. *Advances in Water Resources*, vol. 109, p. 106-120.

Khorshidi, M. and Lu, N. (2017) Intrinsic Relation between Soil Water Retention and Cation Exchange Capacity. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, vol. 143, n° 4, p. 1-10.

Kirkham, M. B (2005) *Principles of soil and plant water relations*. Academic Press, Amsterdam, 500 p.

Kirkham, M. B. (1994) Streamlines for diffusive flow in vertical and surface tillage: a model study. *Soil Science Society of America Journal*, vol. 58, p. 85-93.

- Kornelsen, K. C. and Coulibaly, P. (2013) Advances in soil moisture retrieval from synthetic aperture radar and hydrological applications. *Journal of Hydrology*, vol. 476, p. 460-489.
- Kui-Ying, Y., Fa-Long, S., Sheng-Hua, Z. and Changchun, Z. (2014) PAR Model SAR Image Interpolation Algorithm on GPU with CUDA. *IETE Technical Review*, vol. 31, n° 4, p. 297-306.
- Landis, J. R. and Koch, G. G. (1977) An application of hierarchical kappa-type statistics in the assessment of majority agreement among multiple observers. *Biometrics*, vol. 33, n° 2, p. 363–374.
- Lang, G. (2001) Global warming and german agriculture, impact estimations using a restricted profit function. *Environnemental and Ressource Economics* vol. 19, p. 97-112.
- Lee, J. and Ainsworth, T. (2008) Evaluation and bias removal of multilook effect on entropy/alpha/anisotropy in polarimetric SAR decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 46, n° 10, p. 3039–3052.
- Letey, J. (1985) Relationship between soil physical properties and crop production. *Advances in Soil Science*, vol. 1, p. 277-294.
- Lewis, A. J. and Henderson, F. M. (1998) Radar Fundamentals: The Geoscience Perspective. *In*: Henderson, F. M. and Lewis, A. J. *Manual of remote sensing: Principles and applications of imaging radar*, vol. 2, 3<sup>rd</sup> ed., John Wiley & Sons, New York, 896 p.
- Lide, D. R. (2002) *Handbook of chemistry and physics*, 83<sup>rd</sup> ed., CRC Press, Boca Raton, 2660 p.
- Linsley, R. K. and Franzini, L. B. (1972) *Water resources engineering*. McGraw-Hill, New York, 654 p.
- Mahmoud, K. (2011) Caractérisation hydrodynamique des sols en vue d'une recherche des conditions de reconstitution de parcelles d'infiltration. Rapport de stage, École Centrale de Nantes, Nantes, 104 p.
- Matgen, P., Fenicia, F., Heitz, S., Plaza, D., de Keyser, R., Pauwels, V. R. N., Wagner, W. and Savenije, H. (2012) Can ASCAT-derived soil wetness indices reduce predictive uncertainty in



well-gauged areas? A comparison with in situ observed soil moisture in an assimilation application. *Advances in Water Resources*, vol. 44, p. 49–65.

McNairn, H., Jackson, T.J., Powers, J., Bélair, S., Berg, A., Bullock, P., Colliander, S., Cosh, M.H., Kim, S., Magagi, R., Pacheco, A., Merzouki, A., Hosseini, M. and Hanis-Gervais, K. (2017) SMAPVEX16 Database Report, 56 p.

McNairn, H., Jackson, T.J., Wiseman, G., Bélair, S., Berg, A., Bullock, P., Colliander, A., Member, S., Cosh, M.H., Kim, S., Magagi, R., Moghaddam, M., Njoku, E.G., Adams, J.R., Homayouni, S., Ojo, E.R. and Rowlandson, T.L. (2015) Prelaunch Calibration and Validation of the SMAP Soil Moisture Algorithms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 53, n° 5, p. 2784–2801.

Merzouki, A., McNairn, H. and Pacheco, A. (2010) Potential of mapping soil moisture by combining radar backscatter modeling and PolSAR decomposition. 2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Honolulu, USA, p. 4419-4422.

Michaud, A.R., Drouin, A., Beaudin, I., Belzile, L., Gasser, M.-O., Desjardins, J. et Côté, N. (2014) REZOTAGE : Réalisation de ZONES Technico-économiques Agricoles de Gestion. Institut de recherche et de développement en agroenvironnement; Rapport final, Québec, 181 p.

Miller E. E. and Klute A. (1967) The dynamics of soil water, I: Mechanical forces. *Irrigation of agricultural lands*, American Society of Agronomy, vol. 11, p. 209–244.

Ministère de l'Agriculture et de l'Agroalimentaire du Canada (1998) The Canadian system of soil classification. NRC Research Press, Ottawa, 202 p.

Ministère de l'Agriculture et de l'Agroalimentaire du Canada (2019), Agroclimate Maps *in* Drought Watch, Gouvernement du Canada, Ottawa. < <http://www.agr.gc.ca/DW-GS/historical-historiques.aspx?lang=eng&jsEnabled=true>>

Minitab, LLC (2018) Anova statistics. *In* Getting Started with Minitab 18, Minitab, LLC, State College, <<https://support.minitab.com/fr-fr/minitab/18/help-and-how-to/modeling-statistics/anova/supporting-topics/anova-statistics/understanding-mean-squares/>>

- Mladenova, I. E., Jackson, T. J., Bindlish, R. and Hensley, S. (2013) Incidence Angle Normalization of Radar Backscatter Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 51, n° 3, p. 1791-1804.
- Mohammadi, M. H., Asadzadeh, F. and Vanclooster, M. (2010) Refining and unifying the upper limits of the least limiting water range using soil and plant properties. *Plant Soil*, n° 334, p. 212-234.
- Muthukumarasamy, I., Shanmugam, R. S. and Kolanuvada, S. R. (2017) SAR polarimetric decomposition with ALOS PALSAR-1 for agricultural land and other land use/cover classification: case study in Rajasthan, India. *Environmental Earth Sciences*, vol. 76, n° 13, p. 455.
- Nachabe, M. H. (1998) Refining the definition of field capacity in the litterature. *Journal of irrigation and drainage engineering*, vol. 124, n° 4, p. 230-232.
- Niang, M. A. Z. and Bernier, M. (2007) Apport de l'imagerie radar multipolarisée et polarimétrique à la classification et à la cartographie du drainage des sols du bassin versant du Bras-d'Henri. Institut national de la recherche scientifique, Eau, Terre et Environnement, Rapport de recherche, Québec, 42 p.
- Nimmo, J.R. (2004) Porosity and Pore Size Distribution. *In* Hillel, D., réd. *Encyclopedia of Soils in the Environment*. Elsevier, vol. 3, p. 295-303
- O'Brien, R. G. (1979) A General ANOVA Method for Robust Tests of Additive Models for Variances. *Journal of the Americian Statistical Association*, vol. 74, n° 368, p. 877-880.
- O'Brien, R. G. (1981) Quantitative methods in psychology. *Journal of the Americian Statistical Association*, vol. 89, n° 3, p. 570-574.
- Petropoulos, G. P., Ireland, G. and Barrett, B. (2015) Surface soil moisture retrievals from remote sensing: Current status, products and future trends. *Physics and Chemistry of the Earth*, vol. 83-84, p. 36-56.

Proisy, C. (2014) Dynamique des forêts tropicales par télédétection, résultats et perspectives pour les mangroves. Mémoire d'habilitation à diriger des Recherches, Université de Montpellier II, Montpellier, 86 p.

Rahimzadeh-Bajgiran, P., Berg, A. A., Champagne, C. and Omasa, K. (2013) Estimation of soil moisture using optical/thermal infrared remote sensing in the Canadian Prairies. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 83, p. 94-103.

Rees, W. G. (2012) *Physical Principles of Remote Sensing*, 3rd ed., Cambridge University Press, New York, 441 p.

Réseau de transport au Canada, série CanVec (2017), Ressources Naturelles Canada  
<<https://open.canada.ca/data/en/dataset/2dac78ba-8543-48a6-8f07-facef56f9895>>

Richards, L.A. and Weaver, L.R. (1943) Fifteen-atmosphere percentage as related to the permanent wilting percentage. *Soil Sciences*, vol. 56, p. 331-339.

Said, S., Kothyari, U. C. and Arora, M. K. (2012) Vegetation effects on soil moisture estimation from ERS-2 SAR images. *Hydrological Sciences Journal*, vol. 57, n° 3, p. 517-534.

Salkind, N. J. (2006). *Encyclopedia of measurement and statistics*. SAGE Publications, Thousand Oaks, 1055 p.

Scipal, K., Drusch, M. and Wagner, W. (2008) Assimilation of an ERS scatterometer derived soil moisture index in the ECMWF numerical weather prediction system. *Advances in Water Resources*, vol. 31, n° 8, p. 1101-1112.

Seki, K. (2007) SWRC fit, a nonlinear fitting program with a water retention curve for soils having unimodal and bimodal pore structure. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, vol. 4, n° 1, p. 407-437.

Shoshany, M., Svoray, T., Curran, P. J., Foody, G. M. and Perevolotsky, A. (2000) The relationship between ERS-2 SAR backscatter and soil moisture: Generalization from a humid to semi-arid transect. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 21, n° 11, p. 2337-2343.

SMAPVEX-12 (2013) 3<sup>rd</sup> version, ESRI Geodatabase, Manitoba  
< <https://smapvex12.espaceweb.usherbrooke.ca/>>

SMAPVEX16-MB (2017) 3<sup>rd</sup> version, ESRI Geodatabase, Manitoba < <http://smapvex16-mb.espaceweb.usherbrooke.ca/>>

Stępniewski, W. (2005) Oxygenology in outline. Institute of Agrophysics PAS, Poland, 121 p.

Système Canadien de Classification des sols in Taxonomie des sols et des paysages (2013),  
gouvernement du Canada, Ottawa < <http://sis.agr.gc.ca/siscan/taxa/cssc3/PZ/index.html>>

Taylor, S. A. and Ashcroft, G. L. (1972) Physical edaphology: the physics of irrigated and  
nonirrigated soils. W.H. Freeman , San Francisco, 543 p.

Thoma, D. P., Moran, M. S., Bryant, R., Rahman, M., Holifield-Collins, C. D., Skirvin, S., Sano,  
E. E. and Slocum, K. (2006) Comparison of four models to determine surface soil moisture from  
C-band radar imagery in a sparsely vegetated semiarid landscape. Water Resources Research, vol.  
42, n° 1, p. 1-12.

Thoma, D., Moran, M., Bryant, R., Collins, C.D., Rahman, M.M. and Skirvin, S. (2004)  
Comparison of two methods for extracting surface soil moisture from C-band radar imagery. IEEE  
International Geoscience And Remote Sensing Symposium, vol. 2, p. 827-830.

Thomsen, L. M., Baartman, J. E. M., Barneveld, R. J., Starkloff, T. and Stolte, J. (2015) Soil  
surface roughness: comparing old and new measuring methods and application in a soil erosion  
model. Soil, vol. 1, n° 1, p. 399-410.

Ulaby F. T., Moore R. K. and Fung A. K. (1986) Microwave Remote Sensing. Volume 3, Artech  
House, 2162 p.

Ulaby, F., Batlivala, P. and Dobson, M. (1978) Microwave Backscatter Dependence on Surface  
Roughness, Soil Moisture, and Soil Texture: Part I-Bare Soil. IEEE Transactions on Geoscience  
Electronics, vol. 16, n° 4, p. 286-295.

Unsaturated Soil Hydraulic Database (2015), 2nd version, United State Department of  
Agriculture, Washington <<https://data.nal.usda.gov/dataset/unsoda-20-unsaturated-soil->

hydraulic-database-database-and-program-indirect-methods-estimating-unsaturated-hydraulic-properties/resource/507c6dee-832a-4bc1-beb7-3aa62bf5d7bd>

Veci, L. (2016) Sentinel-1 Toolbox, SAR Basics Tutorial. ESA, France, 19 p.

Wagner, W., Lemoine, G. and Rott, H. (1999) A Method for Estimating Soil Moisture from ERS Scatterometer and Soil Data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 70, n° 2, p. 191-207.

Wall Emerson, R. (2017) ANOVA and t-tests. *Journal of Visual Impairment and Blindness*, p. 193-194.

Wang, L. and Qu, J. J. (2009) Satellite remote sensing applications for surface soil moisture monitoring: A review. *Frontiers of Earth Science in China*, vol. 3, n° 2, p.237–247.

Wang, H., Magagi, R. and Goita, K. (2016) Polarimetric Decomposition for Monitoring Crop Growth Status. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 13, n° 6, p. 870-874.

Warren, F.J. and Lemmen D.S. (2004) Impacts et adaptation liés aux changements climatiques : perspective canadienne. *Direction des impacts et de l'adaptation liés aux changements climatiques*, Ressources naturelles Canada; Ottawa, 219 p.

Wesseling, J., van Wijk, W. R., Fireman, M., van't Woudt, B. D. and Hagan, R. M. (1957) Land Drainage in Relation to Soils and Crops. *in* Luthin, J. N. (ed.) *Drainage of Agricultural Lands*. Agronomy Monograph 7, Madison, p. 461-578.

## ANNEXE 1 : table de Grubbs (Grubbs, 1969)

TABLE I

*Table of Critical Values for T (One-Sided Test of  $T_1$  or  $T_n$ ) when the Standard Deviation is Calculated from the Same Sample*

image 2

Number of Observations n	Upper .1% Significance Level	Upper .5% Significance Level	Upper 1% Significance Level	Upper 2.5% Significance Level	Upper 5% Significance Level	Upper 10% Significance Level
3	1.155	1.155	1.155	1.155	1.153	1.148
4	1.499	1.496	1.492	1.481	1.463	1.425
5	1.780	1.764	1.749	1.715	1.672	1.602
6	2.011	1.973	1.944	1.887	1.822	1.729
7	2.201	2.139	2.097	2.020	1.938	1.828
8	2.358	2.274	2.221	2.126	2.032	1.909
9	2.492	2.387	2.323	2.215	2.110	1.977
10	2.606	2.482	2.410	2.290	2.176	2.036
11	2.705	2.564	2.485	2.355	2.234	2.088
12	2.791	2.636	2.550	2.412	2.285	2.134
13	2.867	2.699	2.607	2.462	2.331	2.175
14	2.935	2.755	2.659	2.507	2.371	2.213
15	2.997	2.806	2.705	2.549	2.409	2.247
16	3.052	2.852	2.747	2.585	2.443	2.279
17	3.103	2.894	2.785	2.620	2.475	2.309
18	3.149	2.932	2.821	2.651	2.504	2.335
19	3.191	2.968	2.854	2.681	2.532	2.361
20	3.230	3.001	2.884	2.709	2.557	2.385
21	3.266	3.031	2.912	2.733	2.580	2.408
22	3.300	3.060	2.939	2.758	2.603	2.429
23	3.332	3.087	2.963	2.781	2.624	2.448
24	3.362	3.112	2.987	2.802	2.644	2.467
25	3.389	3.135	3.009	2.822	2.663	2.486
26	3.415	3.157	3.029	2.841	2.681	2.502
27	3.440	3.178	3.049	2.859	2.698	2.519
28	3.464	3.199	3.068	2.876	2.714	2.534
29	3.486	3.218	3.085	2.893	2.730	2.549
30	3.507	3.236	3.103	2.908	2.745	2.563
31	3.528	3.253	3.119	2.924	2.759	2.577
32	3.546	3.270	3.135	2.938	2.773	2.591
33	3.565	3.286	3.150	2.952	2.786	2.604
34	3.582	3.301	3.164	2.965	2.799	2.616
35	3.599	3.316	3.178	2.979	2.811	2.628
36	3.616	3.330	3.191	2.991	2.823	2.639
37	3.631	3.343	3.204	3.003	2.835	2.650
38	3.646	3.356	3.216	3.014	2.846	2.661
39	3.660	3.369	3.228	3.025	2.857	2.671
40	3.673	3.381	3.240	3.036	2.866	2.682
41	3.687	3.393	3.251	3.046	2.877	2.692
42	3.700	3.404	3.261	3.057	2.887	2.700
43	3.712	3.415	3.271	3.067	2.896	2.710
44	3.724	3.425	3.282	3.075	2.905	2.719
45	3.736	3.435	3.292	3.085	2.914	2.727
46	3.747	3.445	3.302	3.094	2.923	2.736
47	3.757	3.455	3.310	3.103	2.931	2.744
48	3.768	3.464	3.319	3.111	2.940	2.753
49	3.779	3.474	3.329	3.120	2.948	2.760
50	3.789	3.483	3.336	3.128	2.956	2.768

Number of Observations n	Upper .1% Significance Level	Upper .5% Significance Level	Upper 1% Significance Level	Upper 2.5% Significance Level	Upper 5% Significance Level	Upper 10% Significance Level
51	3.798	3.491	3.345	3.136	2.964	2.775
52	3.808	3.500	3.353	3.143	2.971	2.783
53	3.816	3.507	3.361	3.151	2.978	2.790
54	3.825	3.516	3.368	3.158	2.986	2.798
55	3.834	3.524	3.376	3.166	2.992	2.804
56	3.842	3.531	3.383	3.172	3.000	2.811
57	3.851	3.539	3.391	3.180	3.006	2.818
58	3.858	3.546	3.397	3.186	3.013	2.824
59	3.867	3.553	3.405	3.193	3.019	2.831
60	3.874	3.560	3.411	3.199	3.025	2.837
61	3.882	3.566	3.418	3.205	3.032	2.842
62	3.889	3.573	3.424	3.212	3.037	2.849
63	3.896	3.579	3.430	3.218	3.044	2.854
64	3.903	3.586	3.437	3.224	3.049	2.860
65	3.910	3.592	3.442	3.230	3.055	2.866
66	3.917	3.598	3.449	3.235	3.061	2.871
67	3.923	3.605	3.454	3.241	3.066	2.877
68	3.930	3.610	3.460	3.246	3.071	2.883
69	3.936	3.617	3.466	3.252	3.076	2.888
70	3.942	3.622	3.471	3.257	3.082	2.893
71	3.948	3.627	3.476	3.262	3.087	2.897
72	3.954	3.633	3.482	3.267	3.092	2.903
73	3.960	3.638	3.487	3.272	3.098	2.908
74	3.965	3.643	3.492	3.278	3.102	2.912
75	3.971	3.648	3.496	3.282	3.107	2.917
76	3.977	3.654	3.502	3.287	3.111	2.922
77	3.982	3.658	3.507	3.291	3.117	2.927
78	3.987	3.663	3.511	3.297	3.121	2.931
79	3.992	3.669	3.516	3.301	3.125	2.935
80	3.998	3.673	3.521	3.305	3.130	2.940
81	4.002	3.677	3.525	3.309	3.134	2.945
82	4.007	3.682	3.529	3.315	3.139	2.949
83	4.012	3.687	3.534	3.319	3.143	2.953
84	4.017	3.691	3.539	3.323	3.147	2.957
85	4.021	3.695	3.543	3.327	3.151	2.961
86	4.026	3.699	3.547	3.331	3.155	2.966
87	4.031	3.704	3.551	3.335	3.160	2.970
88	4.035	3.708	3.555	3.339	3.163	2.973
89	4.039	3.712	3.559	3.343	3.167	2.977
90	4.044	3.716	3.563	3.347	3.171	2.981
91	4.049	3.720	3.567	3.350	3.174	2.984
92	4.053	3.725	3.570	3.355	3.179	2.989
93	4.057	3.728	3.575	3.358	3.182	2.993
94	4.060	3.732	3.579	3.362	3.186	2.996
95	4.064	3.736	3.582	3.365	3.189	3.000
96	4.069	3.739	3.586	3.369	3.193	3.003
97	4.073	3.744	3.589	3.372	3.196	3.006
98	4.076	3.747	3.593	3.377	3.201	3.011
99	4.080	3.750	3.597	3.380	3.204	3.014
100	4.084	3.754	3.600	3.383	3.207	3.017

Number of Observations n	Upper .1% Significance Level	Upper .5% Significance Level	Upper 1% Significance Level	Upper 2.5% Significance Level	Upper 5% Significance Level	Upper 10% Significance Level
101	4.088	3.757	3.603	3.386	3.210	3.021
102	4.092	3.760	3.607	3.390	3.214	3.024
103	4.095	3.765	3.610	3.393	3.217	3.027
104	4.098	3.768	3.614	3.397	3.220	3.030
105	4.102	3.771	3.617	3.400	3.224	3.033
106	4.105	3.774	3.620	3.403	3.227	3.037
107	4.109	3.777	3.623	3.406	3.230	3.040
108	4.112	3.780	3.626	3.409	3.233	3.043
109	4.116	3.784	3.629	3.412	3.236	3.046
110	4.119	3.787	3.632	3.415	3.239	3.049
111	4.122	3.790	3.636	3.418	3.242	3.052
112	4.125	3.793	3.639	3.422	3.245	3.055
113	4.129	3.796	3.642	3.424	3.248	3.058
114	4.132	3.799	3.645	3.427	3.251	3.061
115	4.135	3.802	3.647	3.430	3.254	3.064
116	4.138	3.805	3.650	3.433	3.257	3.067
117	4.141	3.808	3.653	3.435	3.259	3.070
118	4.144	3.811	3.656	3.438	3.262	3.073
119	4.146	3.814	3.659	3.441	3.265	3.075
120	4.150	3.817	3.662	3.444	3.267	3.078
121	4.153	3.819	3.665	3.447	3.270	3.081
122	4.156	3.822	3.667	3.450	3.274	3.083
123	4.159	3.824	3.670	3.452	3.276	3.086
124	4.161	3.827	3.672	3.455	3.279	3.089
125	4.164	3.831	3.675	3.457	3.281	3.092
126	4.166	3.833	3.677	3.460	3.284	3.095
127	4.169	3.836	3.680	3.462	3.286	3.097
128	4.173	3.838	3.683	3.465	3.289	3.100
129	4.175	3.840	3.686	3.467	3.291	3.102
130	4.178	3.843	3.688	3.470	3.294	3.104
131	4.180	3.845	3.690	3.473	3.296	3.107
132	4.183	3.848	3.693	3.475	3.298	3.109
133	4.185	3.850	3.695	3.478	3.302	3.112
134	4.188	3.853	3.697	3.480	3.304	3.114
135	4.190	3.856	3.700	3.482	3.306	3.116
136	4.193	3.858	3.702	3.484	3.309	3.119
137	4.196	3.860	3.704	3.487	3.311	3.122
138	4.198	3.863	3.707	3.489	3.313	3.124
139	4.200	3.865	3.710	3.491	3.315	3.126
140	4.203	3.867	3.712	3.493	3.318	3.129
141	4.205	3.869	3.714	3.497	3.320	3.131
142	4.207	3.871	3.716	3.499	3.322	3.133
143	4.209	3.874	3.719	3.501	3.324	3.135
144	4.212	3.876	3.721	3.503	3.326	3.138
145	4.214	3.879	3.723	3.505	3.328	3.140
146	4.216	3.881	3.725	3.507	3.331	3.142
147	4.219	3.883	3.727	3.509	3.334	3.144